

Université du Québec
Institut National de la Recherche Scientifique
Centre Eau Terre Environnement

**CARTOGRAPHIE RÉGIONALE DE L'HUMIDITÉ DES SOLS EN MILIEU
SEMI-ARIDE AVEC L'UTILISATION D'IMAGES SATELLITAIRES**

Par
Rébecca Filion

Thèse présentée pour l'obtention du grade de
Philosophiae doctor (Ph.D.) en sciences de l'eau

Jury d'évaluation

Examineur externe	Nicolas Baghdadi Maison de la Télédétection, Montpellier, France
Examineur externe	Denis Gratton Université du Québec à Trois-Rivières
Examinatrice interne Présidente de jury	Sophie Duchesne INRS-ETE, Québec
Directrice de recherche	Monique Bernier INRS-ETE, Québec
Codirecteur de recherche	Claudio Paniconi INRS-ETE, Québec

*À mes parents,
Marianne Simard et Serge Filion*

&

*À ma famille,
Maëlle, Baptiste, Achille
& Frédéric Poulin*

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je tiens à remercier ma directrice Monique Bernier pour sa patience et sa compréhension. Elle n'a cessé de croire en moi du début à la fin, elle m'a inlassablement encouragée à persévérer! Sa confiance a été contagieuse, et j'ai ainsi pu mettre à terme ce projet et «accoucher de mon 4^e bébé», comme elle me l'a si souvent dit avec humour! Merci infiniment pour tout Monique! Merci à mon codirecteur Claudio Paniconi pour son grand support et ses encouragements, mais surtout pour m'avoir fait découvrir la Sardaigne dans toute sa splendeur et à sa très chaleureuse famille là-bas qui m'ont beaucoup aidé avec la logistique des enfants... entre autres! Grâce à lui et à sa famille, nous avons pu découvrir, la plage paradisiaque de Torre Delle Stelle, les fabuleuses forêts de pins et de chênes-lièges d'Ales, la traditionnelle et magnifique fête de Sant'efisio, les indispensables bonnes adresses pour commander les meilleures pizzas de Cagliari, les délicieux et incontournables desserts italiens : les *dolce*, et le savoureux et unique vin *Cannonau* (dorénavant un classique à notre table familiale!). La Sardaigne est une île riche en histoire, en culture, avec des paysages époustouflants et des habitants si chaleureux. Mes enfants y ont fait leurs premiers pas. Elle restera toujours dans mon cœur, et je souhaite plus que tout que mon travail puisse véritablement avoir un apport concret à son agriculture, afin que tous les produits exceptionnellement savoureux de la terre Sarde, puissent continuer de pousser et d'être appréciés par les habitants et les visiteurs de l'île.

Merci au professeur Karem Chokmani pour ses judicieux et indispensables conseils de recherche. J'ai aussi beaucoup apprécié discuter du potentiel de l'Algérie pour l'organisation d'événements sportifs à grand déploiement! Ces rêves deviendront peut-être réalité! Projet Course du Fennec!?! Merci à mon amie et collègue Imen, maintenant à l'Institut Masdar à Abu Dhabi, qui m'a encouragé et donné de bons conseils de «grande sœur académique»! Merci à mes stagiaires (François-Xavier et Manon) et aux membres de l'équipe du laboratoire de télédétection de l'INRS-ETE qui m'ont aidé à un moment ou à un autre à poursuivre un traitement d'images satellitaires (Yves, Jimmy, Anas et Kim), une analyse statistique (Claudie), ou une analyse pédologique (Andres).

Ce doctorat a été réalisé dans le cadre d'un projet de recherche multidisciplinaire et international (FP7 EU) sur l'assimilation des données et la modélisation hydrologique en

Méditerranée (CLIMB - *Climate induced changes on the hydrology of Mediterranean basins: Reducing uncertainty and qualifying risk through an integrated monitoring and modelling system*) ; sous la direction du professeur Ralf Ludwig (LMU, Allemagne). Les bourses et financements provenant de ces organismes et institutions ont été indispensables à la réalisation du projet: Département Innovation Québec (MDEIE) et la bourse *Discovery NSERC*. Merci à l'Agence Spatiale Européenne (projet AO-ID-537) pour les images ENVISAT ASAR, et à l'Agence Spatiale Canadienne (programme SOAR) pour les images RADARSAT-2. Je tiens aussi à remercier les collègues italiens de AGRIS (*Agenzia della Regione Sardegna per la ricerca scientifica, la sperimentazione e l'innovazione tecnologica nei settori agricolo, agroindustriale e forestale*) et ARPAS (*Agenzia Regionale per la Protezione dell'ambiente della Sardegna*), ainsi que les collègues allemands de LMU Munich (*Ludwig-Maximilians-Universität München*) pour leur participation lors de l'acquisition de données sur le terrain.

Enfin, je veux remercier mes amis et les membres de ma famille de m'avoir encouragée durant toutes ces années. Merci particulièrement à mes parents pour leur présence, leur écoute active, leur soutien moral, et bien sûr de s'être occupé avec tant d'amour de mes petits au Québec et en Italie. Merci d'avoir lu ma thèse et d'avoir formé une équipe avec moi, surtout pour les derniers milles de ce projet! Merci à mes enfants Maëlle, Batiste et Achille de m'inspirer à chaque instant. En poursuivant jusqu'à la fin, je voulais leur donner un exemple de persévérance! Ils ont su m'énergiser chacun à leur manière tout au long de ces années! Les enfants sont notre avenir, les outils développés aujourd'hui serviront aux gestionnaires de demain! Et finalement, merci à mon conjoint Frédéric pour sa patience, sa présence et son amour. Merci d'avoir assumé à mes côtés le choix de poursuivre des études doctorales en même temps que de fonder une belle famille!

PRÉFACE

La géographie est avant tout une discipline de synthèse. Elle s'intéresse entre autre aux sciences de la terre, à la sociologie, à l'histoire, à l'économie et aux disciplines de l'aménagement qu'elle regroupe sous le vocable de «Géographie volontaire». Après s'être occupés de connaissances générales des sociétés et de cartographie des territoires naturels et culturels, les géographes sont désormais nombreux à pratiquer l'urbanisme. La géographie et l'urbanisme demeureront toujours un travail d'équipe et de synthèse, contribution essentielle et remarquée des géographes. Récemment a-t-on senti le besoin d'étayer nos analyses et nos prescriptions sur des bases quantitatives et scientifiques de plus en plus développées. Mathématiques, statistiques, télédétection, géomatiques font désormais partie intégrante du patrimoine de connaissances des géographes. Mais cela ne les dispense pas d'exceller surtout dans la transformation de leurs constatations en prescriptions, suggestions et recommandations susceptibles d'améliorer les paysages humanisés et l'indice de bonheur des sociétés qui les occupent. Il nous faut transformer les résultats de nos observations en plans stratégiques de mise en valeur des territoires étudiés, des patrimoines bâtis accumulés par les générations précédentes, et faire tout cela dans le respect des populations qui occupent et exploitent leur pays respectif.

Voilà en quelques mots la trame éditoriale de cette thèse basée sur des observations pertinentes et rigoureuses dans le seul but de comprendre la situation actuelle pour mieux planifier le futur. Utiliser des outils précis de mesure de l'humidité des sols agricoles en vue de mieux gérer l'utilisation de la ressource EAU devenue plus précieuse, voire inestimable, nous est apparu une tâche des plus nobles. Rappelons que la situation dans le bassin versant de la Méditerranée est d'autant plus critique. Ce territoire aux confins des grandes civilisations est l'un des plus productifs et jouit du plus beau climat de la planète. Mais rappelons aussi que jadis des grandes forêts de pins occupaient le Liban alors qu'elles ont pratiquement disparues de nos jours avec les conséquences que l'on connaît. La menace de la désertification est omniprésente si l'on ne réussit pas à stabiliser et à renforcer les patrimoines de forêts naturelles pour protéger et filtrer les eaux souterraines et de surface. Le patrimoine naturel et culturel aujourd'hui menacé plus que jamais méritait nos efforts de recherche appliquée pour en arriver à un nouveau paradigme de protection, de réhabilitation, de mise en valeur et d'exploitation intensive de la plaine du Campidano en Sardaigne comme laboratoire pour obtenir un meilleur équilibre nature/culture.

*Serge Fillion,
Urbaniste et Géographe*

RÉSUMÉ

L'île de la Sardaigne a un climat semi-aride et est sujette à de fréquentes et longues sécheresses, pouvant même être aggravées par les changements climatiques (Chessa & Delitala, 2014; Motroni & Canu, 2005). L'échantillonnage régulier de l'humidité de surface du sol est une des données d'entrée principale pour la modélisation hydrologique (Camporese *et al.*, 2009; Niu *et al.*, 2014a; Sulis *et al.*, 2011). Obtenir des valeurs d'humidité fréquentes et régulières à partir de campagnes de terrain relève du défi. L'apport de la télédétection, afin d'obtenir de l'information précise couvrant une surface plus grande, est donc primordiale.

Le but de ce projet de doctorat est de mettre à profit le potentiel des images radar et LANDSAT pour générer des cartes d'humidité du sol fiables afin de soutenir la gestion des ressources en eau et la pratique de l'agriculture dans les régions méditerranéennes, particulièrement durant la période sèche. Pour ce faire, une analyse spatiale et temporelle à l'échelle locale et régionale de l'humidité des sols de la plaine du Campidano a été faite à l'aide de la télédétection, de données météorologiques et de données pédologiques. Cette étude est basée sur des campagnes de terrain approfondies qui ont été effectuées de 2005 à 2009 sur une ferme expérimentale, *l'Azienda San Michele*, qui appartient à l'organisme de recherche agricole régional AGRIS (AGRIS, 2014). Cette ferme est située entre les villes d'Ussana et de Donori, dans la partie centre-sud de la plaine agricole du Campidano, la zone la plus fertile et productive de l'île. Un total de douze champs nus ont été échantillonnés pour obtenir les valeurs d'humidité et de rugosité de surface. L'imagerie radar regroupe 61 images ENVISAT ASAR (polarisation simple HH et VV, bande C) et 11 images RADARSAT-2 (polarimétriques, bande C) acquises de 2003 à 2009. En plus, 23 images LANDSAT 5, couvrant la zone d'étude, ont été acquises de 2003 à 2009.

A l'échelle locale, le signal de rétrodiffusion des images radar ENVISAT ASAR en polarisation VV et en mode descendant, a permis d'établir un modèle empirique pour l'estimation de l'humidité des sols nus (ayant des valeurs d'humidité entre 5 et 30%), réalisé à partir d'une relation linéaire ayant un coefficient de détermination (R^2) de 0,85. La robustesse du modèle a été évaluée avec la méthode de la validation croisée pour la base de données ENVISAT ASAR, permettant d'obtenir un R^2 de 0,76 et une pente significative de 0,9 (biais

de 0,3% et RMSE de 2,7%). Le modèle a ensuite été testé avec un ensemble de données différentes, soit les images RADARSAT-2, et la validation a permis d'obtenir un R^2 de 0,52 (biais de 0,6% et RMSE de 3%) et une pente significative de 0,7. Les images LANDSAT 5 ont aussi été utilisées pour l'estimation des valeurs d'humidité à l'échelle locale. Dans le cas de ce type d'image, c'est avec la pente du TVX (indice de température/végétation), réalisée à partir de la pente entre l'indice normalisé de la végétation (NDVI) et de la température de surface (LST), que la relation linéaire avec les données d'humidité mesurées a été développée. Les résultats présentent une équation linéaire avec un R^2 de 0,81 (biais de +1,3% et RMSE de 5%).

Les deux modèles empiriques (radar et LANDSAT) développés à l'échelle locale ont ensuite été appliqués à l'échelle régionale. Les cartes d'humidité estimées ont été analysées en fonction des zones pédologiques homogènes de la plaine du Campidano. Les variations d'humidité estimée durant la saison sèche démontrent que le radar est sensible aux faibles variations d'humidité de la surface du sol en fonction de la perméabilité des sols, même durant la période très sèche d'une région au climat semi-aride (valeurs- $p < 0,01$, fiabilité à 99%). De plus, à l'intérieur de ces zones homogènes en perméabilité, les inclusions pédologiques majeures ayant des caractéristiques de drainage différentes de la zone à laquelle elles appartiennent ont pu être identifiées.

À la fois à l'échelle locale et à l'échelle régionale (analyse multi-temporelle et spatiale), les images radar ont permis d'obtenir de meilleurs résultats. L'estimation de l'humidité du sol à partir des valeurs de pente de TVX en région semi-aride semble être une technique prometteuse, mais une base de données constituée d'images acquises durant des saisons à la fois sèches et humides (permettant d'obtenir une gamme plus variée de valeurs de NDVI) et constituée de plus de données in situ correspondantes (afin de développer un modèle empirique plus robuste), permettrait de valider les résultats obtenus, d'améliorer la technique et d'obtenir une plus grande gamme de valeurs d'humidité estimées.

L'estimation de l'humidité de surface et la cartographie régionale des propriétés de drainage des sols de la plaine du Campidano produites à partir d'images radar et LANDSAT dans le cadre de ce doctorat suggèrent un potentiel d'intégration des résultats dans les modèles hydrologiques et possiblement une base de données GIS développée récemment pour la

Sardaigne (Vacca et al., 2014). Ces méthodes pourraient encore être validées à l'aide de données terrain collectées dans différentes zones pédologiques, et une plus grande base de données radar et optique/thermique. Toutefois, elle peut d'ores et déjà contribuer à la gestion intégrée des ressources en eau par bassin versant, de même qu'à la prise de décisions opérationnelles (quantité d'eau pour irrigation, zone d'irrigation, choix des types de culture, cycle des cultures, etc.), plus particulièrement pour des régions agricoles situées dans des zones critiques semi-arides pouvant faire face à des sécheresses longues et répétées, comme celles situées dans la plaine du Campidano de la Sardaigne.

MOTS CLÉS: climat semi-aride, ENVISAT ASAR, humidité des sols, qualité de drainage des sols, LANDSAT 5, pédologie, plaine du Campidano, radar, RADARSAT-2, Sardaigne, sols nus, télédétection, TVX.

TABLE DES MATIÈRES

Contenu

REMERCIEMENTS	V
PRÉFACE	VII
RÉSUMÉ	IX
LISTE DES TABLEAUX	XVII
LISTE DES FIGURES	XXI
1. CONTEXTE ET PROBLÉMATIQUE	1
1.1 INTRODUCTION	1
1.2 L'IMPACT DES CHANGEMENTS CLIMATIQUES POUR LE SUD DE L'EUROPE	2
1.3 L'HUMIDITÉ DE LA COUCHE SUPERFICIELLE DU SOL : PARAMÈTRE CLÉ POUR LA MODÉLISATION HYDROLOGIQUE ET LA PLANIFICATION AGRICOLE	7
1.4 LES QUALITÉS DE DRAINAGE D'UN SOL : UNE PROPRIÉTÉ QUI AFFECTE GRANDEMENT LA TENEUR EN EAU DE LA COUCHE SUPERFICIELLE D'UN SOL.....	10
1.5 PROJET CLIMB.....	12
1.6 HYPOTHÈSE ET OBJECTIFS.....	15
1.7 PLAN DU DOCUMENT	19
2. L'APPORT DE LA TÉLÉDÉTECTION POUR UNE GESTION DE L'EAU EFFICACE EN MILIEU AGRICOLE SEMI-ARIDE	21
2.1 INTRODUCTION	21
2.2 LA TÉLÉDÉTECTION OPTIQUE ET L'INFRAROUGE THERMIQUE	24
2.2.1 Indice de végétation normalisé (NDVI).....	26
2.2.2 Température de surface du sol (LST).....	26
2.2.3 Indice de température/végétation (TVX).....	29
2.3 LA TÉLÉDÉTECTION RADAR ET LES MICRO-ONDES ACTIVES	32
2.3.1 Le coefficient de rétrodiffusion	33
2.3.2 Paramètres du système radar	35
2.3.3 Modèles d'estimation de l'humidité de la couche superficielle du sol à partir du signal radar	39
2.4 INTÉGRATION DES DONNÉES DES CAPTEURS OPTIQUES, THERMIQUES ET RADAR ET FUTURES MISSIONS	41
3. CARACTÉRISATION DU TERRITOIRE, DESCRIPTION DU SITE D'ÉTUDE ET TECHNIQUES DE MESURES	45
3.1 RÉGION D'ÉTUDE: LA PLAINE DU CAMPIDANO EN SARDAIGNE	45
3.2 MESURES DE TERRAIN.....	48
3.2.1 Le site d'étude: Azienda San Michele.....	48
3.2.2 Rugosité de surface.....	50
3.2.3 Humidité du sol.....	56
3.2.4 Texture du sol.....	61

3.3	DONNÉES AUXILIAIRES	63
3.3.1	Données sur l'occupation des sols.....	63
3.3.2	Données météorologiques	65
3.3.3	Modèle numérique de terrain (MNT).....	67
3.3.4	Données pédologiques	69
4.	DÉVELOPPEMENT D'UN MODÈLE EMPIRIQUE À PARTIR DE DONNÉES SAR POUR ESTIMER L'HUMIDITÉ DE SURFACE DU SOL.....	75
4.1	INTRODUCTION	75
4.2	PRÉTRAITEMENT DES IMAGES ENVISAT ASAR	77
4.2.1	Étalonnage et correction géométrique	77
4.2.2	Vérification de la qualité de correction et application de la cote.....	78
4.2.3	Base de données des images ENVISAT ASAR.....	83
4.3	PRÉTRAITEMENT DES IMAGES RADARSAT-2.....	86
4.3.1	Étalonnage et correction géométrique	86
4.4	ANALYSE DE LA BASE DE DONNÉES RADAR	88
4.4.1	Images SAR en orbite descendante.....	93
4.4.2	Images SAR en orbite descendante et avec une polarisation VV.....	95
4.4.3	Meilleure corrélation avec valeurs d'humidité mesurées >5%.....	96
4.5	DÉVELOPPEMENT DE LA RELATION ENTRE LES DONNÉES SAR ET L'HUMIDITÉ DE SURFACE	99
4.5.1	Modèle empirique : données ENVISAT ASAR et humidité de surface	102
4.5.2	Validation croisée avec données ENVISAT ASAR.....	103
4.5.3	Validation avec ensemble indépendant: données RADARSAT-2	106
4.6	CONCLUSION.....	109
5.	DÉVELOPPEMENT D'UN MODÈLE EMPIRIQUE À PARTIR DE DONNÉES OPTIQUES ET THERMIQUES POUR ESTIMER L'HUMIDITÉ DE SURFACE DU SOL.....	111
5.1	INTRODUCTION	111
5.2	PRÉTRAITEMENT DES IMAGES LANDSAT 5.....	112
5.3	BASE DE DONNÉES LANDSAT 5	113
5.4	DÉVELOPPEMENT DE LA RELATION EMPIRIQUE ENTRE LES DONNÉES LANDSAT ET L'HUMIDITÉ DE SURFACE DES SOLS AGRICOLES	114
5.4.1	Le calcul du NDVI.....	115
5.4.2	L'estimation du LST	116
5.4.3	La pente du TVX : taille de la fenêtre mobile idéale et relation empirique pour estimer l'humidité de surface des sols agricoles.....	118
5.4.4	Validation croisée.....	125
5.5	SUIVI TEMPOREL DE L'HUMIDITÉ DU SOL ESTIMÉE AVEC LES IMAGES LANDSAT 5	127
5.6	COMPARAISON DES RELATIONS OBTENUES ENTRE L'HUMIDITÉ MESURÉE DES SOLS À PARTIR DES DONNÉES DE CAPTEURS RADAR ET LANDSAT 5	129
5.7	CONCLUSION.....	133

6. CARTOGRAPHIE RÉGIONALE DE L'HUMIDITÉ ESTIMÉE ET DES PROPRIÉTÉS DE DRAINAGE DES SOLS À PARTIR D'IMAGES SATELLITAIRES ET DE LA CARTE PÉDOLOGIQUE.....	135
6.1 INTRODUCTION	135
6.2 MÉTHODE ET MATÉRIEL	136
6.2.1 Détermination de la droite des sols à partir des images LANDSAT pour isoler les sols nus sur les images radar.....	136
6.2.2 Bases de données radar et LANDSAT	141
6.2.3 Définition des zones pédologiques homogènes en fonction de leur qualité de drainage	144
6.2.4 Méthode de validation.....	149
6.3 ANALYSE MULTITEMPORELLE	152
6.3.1 Zone des sols nus – 2004 à 2009	155
6.3.2 Zone des sols agricoles - 2003.....	168
6.4 ANALYSE SPATIALE.....	172
6.4.1 Paramètres pédologiques	172
6.4.2 Zones pédologiques homogènes en fonction des qualités de drainage.....	175
6.4.2.1 Images radar.....	175
6.4.2.2 Images LANDSAT	177
6.4.3 Identification des inclusions majeures pédologiques à l'intérieur des zones homogènes (sol dominant ayant un certain potentiel de drainage) à l'aide de la télédétection	181
6.5 CONCLUSION.....	190
7. CONCLUSION ET PERSPECTIVES	193
7.1 CONCLUSION GÉNÉRALE	193
7.2 PERSPECTIVES DE RECHERCHE.....	199
8. BIBLIOGRAPHIE	201
ANNEXE A : CARTE PÉDOLOGIQUE DE LA SARDAIGNE.....	217
ANNEXE B : ARTICLE PUBLIÉ EN AOÛT 2015: <i>REMOTE SENSING FOR MAPPING SOIL MOISTURE AND DRAINAGE POTENTIAL IN SEMI-ARID REGIONS: APPLICATIONS TO THE CAMPIDANO PLAIN OF SARDINIA, ITALY</i> (SCIENCE OF THE TOTAL ENVIRONMENT).....	221

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1: Techniques de télédétection pour l'estimation de l'humidité de surface du sol, tableau adapté de (Engman, 1991; Moran <i>et al.</i> , 2004; Wang & Qu, 2009).....	21
Tableau 2.2 Bandes spectrales et thermiques des satellites LANDSAT 5 et 8 (USGS, 2014a; USGS, 2014b)	32
Tableau 2.3 Les polarisations possibles des systèmes radar (CCRS, 2014).....	38
Tableau 3.1 Les statistiques climatiques de la station météorologique de Cagliari Elmas de 1971 à 2000 adapté de Dong (2011).....	48
Tableau 3.2 Campagnes de terrain de 2005 à 2009	50
Tableau 3.3 Mesure de rugosité (rms) de 2007 à 2009, à partir de l'approche bidimensionnelle photogrammétrique de courte portée.....	55
Tableau 3.4 Stratégie d'échantillonnage de l'humidité du sol de 2005 à 2009, la gamme des valeurs d'humidité mesurées est de 2 à 30%.....	60
Tableau 3.5 Propriétés du sol des champs échantillonnés (analyse granulométrique).....	63
Tableau 3.6 Données auxiliaires disponibles dans le cadre de l'étude	63
Tableau 3.7 Données météorologiques disponibles dans le cadre de l'étude	65
Tableau 3.8 Les quatre zones pédologiques dominantes de la plaine du Campidano, la superficie totale de la plaine du Campidano est de 3 859 km ²	72
Tableau 3.9 Paramètres du sol.....	73
Tableau 4.1 Nombre d'images ENVISAT ASAR et RADARSAT-2 acquises dans le cadre de ce projet de 2003 à 2009	75
Tableau 4.2 Dimension réelle de chaque parcelle (m ²) et sur les images ENVISAT-ASAR et RADARSAT-2 (nombre de pixels).....	76
Tableau 4.3 Code de correction géométrique des images ENVISAT ASAR.....	79
Tableau 4.4 Base de données des 61 images ENVISAT ASAR, polarisation HH et VV	84
Tableau 4.5 Les 18 images ENVISAT ASAR (HH, VV) utilisées pour l'analyse à l'échelle locale, et les données <i>in situ</i>	85
Tableau 4.6 L'angle d'incidence selon les fauchées du satellite RADARSAT-2	86
Tableau 4.7 Les 11 images RADARSAT-2 (HH, VV) et données <i>in situ</i> correspondantes	88
Tableau 4.8 Lors des passages satellitaires de 2007: humidité du sol mesurée sous la surface par des sondes FDR à 10 cm et 20 cm, humidité du sol mesurée à la surface (0-5 cm) et à 10 cm (5-10 cm), et signal de rétrodiffusion VV et HH.....	95
Tableau 4.9 Parcelles avec mesures <i>in situ</i> (rugosité et humidité) et valeurs de rétrodiffusion	96
Tableau 4.10 Les 21 points utilisées (8 points sur 4 images ENVISAT ASAR et 13 points sur 5 images RADARSAT-2 en mode descendant) pour le développement et la validation de la relation empirique à l'échelle locale	101
Tableau 4.11 Base de données des images ENVISAT ASAR descendantes utilisées pour l'analyse à l'échelle locale (4 images, 8 points)	102

Tableau 4.12 Base de données de la validation croisée avec les données ENVISAT SAR (4 images, 8 points)	104
Tableau 4.13 Base de données des images RADARSAT-2 descendantes utilisées pour la validation de la relation empirique développée avec les images ENVISAT ASAR (5 images, 13 points)	106
Tableau 4.14 Base de données de la validation avec les données RADARSAT-2 (5 images, 13 points)	108
Tableau 5.1 Base de données images LANDSAT 5	114
Tableau 5.2 Dimension réelle de chaque parcelle sur le terrain (m ²) et sur les images LANDSAT 5 (nombre de pixels)	114
Tableau 5.3. Images LANDSAT 5 et valeurs d'humidité mesurées utilisées pour l'analyse à l'échelle locale	119
Tableau 5.4 Base de données de la validation croisée avec les données LANDSAT 5 et la fenêtre de TVX 9 x 9 pixels	126
Tableau 5.5 Analyse multitemporelle de l'humidité estimée moyenne à partir des images LANDSAT 5 et des données météorologiques pour l'année 2003	128
Tableau 5.6 Images radar et optique/thermique correspondantes utilisées pour la comparaison des deux modèles empiriques à l'échelle locale	130
Tableau 5.7 Sommaire des résultats obtenus pour l'estimation de l'humidité de surface à l'échelle locale à partir d'images radar (ENVISAT ASAR et RADARSAT-2) et LANDSAT 5	132
Tableau 6.1 Base de données des 19 images LANDSAT 5 et des 6 images radar (ENVISAT ASAR et RADARSAT-2) utilisées pour l'analyse à l'échelle de la plaine des sols agricoles (en surligné, analyse des sols nus pour images radar et LANDSAT 5)	143
Tableau 6.2 Les deux zones pédologiques homogènes en fonction de la perméabilité des sols	148
Tableau 6.3 Données météorologiques pour les trois stations météo de la plaine (température et précipitation) et statistiques (moyenne et écart-type) d'humidité estimée pour l'ensemble de la zone classifiée sur les images radar ENVISAT ASAR et RADARSAT-2 (classification sur sols nus) et sur les images optiques LANDSAT 5 (classification sur sols nus et sur sols agricoles)	154
Tableau 6.4 Images radar et optiques utilisées pour la production de cartes d'humidité estimées; valeurs d'humidité estimées moyennes (%) et écart-type (%) pour chacune des images	156
Tableau 6.5 Données météorologiques pour l'année 2003 (station météo d'Ussana)	169
Tableau 6.6 Valeurs d'humidité estimées moyennes à partir des images radar et optiques du mois d'octobre 2006, et valeurs de dB pour radar, pour les différentes classes de trois paramètres pédologiques (matériel parental, sous-ordre et de perméabilité)	173
Tableau 6.7 Pour les six images radar (sols nus): valeur-p des tests statistiques <i>bootstrap</i> non paramétrique et test t de <i>Welch</i> ; humidité estimée moyenne et écart-type; taille de l'échantillon pour les zones 1 et 2	177
Tableau 6.8 Pour les 19 images optiques LANDSAT 5 (zone agricole) : valeur-p des tests statistiques du <i>Bootstrap</i> et <i>Welch</i> ; humidité estimée moyenne et écart-type; taille de l'échantillon pour les zones 1 et 2	180

Tableau 6.9 Saison humide : images radar du 24 octobre 2006, et LANDSAT du 25 septembre 2003	182
Tableau 6.10 Saison sèche : images radar et LANDSAT acquises le 12 juin 2009	183
Tableau 7.1 Résultats généraux présentant les valeurs d'humidité estimées à l'échelle régionale lors de l'analyse temporelle et régionale, avec des images radar et optiques	196

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 Tirée du rapport (GIEC, 2012), cette figure présente les notions essentielles d'interrelations entre les changements climatiques, la capacité d'adaptation et de gestion de la communauté, et les risques de catastrophes	3
Figure 1.2 Tirée du rapport (IPCC, 2007), cette figure présente les changements relatifs de quantité de précipitations (%) pour la période de 2090 -2099, comparativement à la période de 1980-1999; basée sur le scénario SRES A1B.....	5
Figure 1.3 Changement relatif du nombre de jours sous des conditions de sécheresse d'ici la fin du 21 ^e siècle (2070-2099) dans un monde ayant +4 °C, relativement à la période de 1976-2005 (régions blanches: régions hyperarides dont les eaux de ruissellement sont égales à zéro plus de 90% du temps pour les périodes de référence et les périodes futures). Figure tirée de Prudhomme <i>et al.</i> (2014)	6
Figure 1.4 Illustration schématique du cycle de l'eau, figure tirée de (Rast <i>et al.</i> , 2014).....	7
Figure 1.5 Graphique démontrant l'influence du type de sol (sableux versus argileux) sur les variations d'humidité de surface pendant 240 jours (Chen <i>et al.</i> , 2014)	11
Figure 1.6 Schéma présentant l'échelle de recherche de la thèse.....	18
Figure 1.7 Schéma de la méthodologie générale et de la structure de la thèse	20
Figure 2.1 Les portions du visible et de l'infrarouge dans le spectre électromagnétique (NRCAN, 2014)	25
Figure 2.2 La relation du «Triangle Universe» (Chauhan <i>et al.</i> , 2003; Kotchi, 2015; Xin <i>et al.</i> , 2006), tirée de l'article (Wang & Qu, 2009)	29
Figure 2.3 Relation simplifiée entre les LST et le NDVI, soit le TVX (Lambin & Ehrlich, 1996; Petropoulos <i>et al.</i> , 2009)	31
Figure 2.4 Les portions des hyperfréquences dans le spectre électromagnétique (NRCAN, 2014)	33
Figure 2.5 Exemple de polarisation verticale (rouge) et horizontale (noire) d'une onde électromagnétique (CCRS, 2014).....	37
Figure 2.6 La famille Sentinel du programme Copernicus (ESA, 2014c).....	42
Figure 3.1 La Sardaigne en Italie; la plaine du Campidano et l' <i>Azienda San Michele</i>	46
Figure 3.2 Le réservoir Omodeo du fleuve Tirso, le plus important de la Sardaigne.....	47
Figure 3.3 Les principaux fleuves de la Sardaigne, adapté de (d-maps, 2015)	47
Figure 3.4 <i>Azienda San Michele</i> , 12 champs nus échantillonnés de 2005 à 2009 (01, 11, 12, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 31, 32, 41). À droite, photos des deux principaux champs nus échantillonnés : 11 & 21	49
Figure 3.5 Effet de la rugosité sur le signal radar (CCRS, 2014).....	51
Figure 3.6 Profilomètre utilisé pour les campagnes de terrain de 2005 à 2009	52
Figure 3.7 Approche bidimensionnelle photogrammétrique de courte portée, 2007 à 2009, photos tirée de Dong (2011) ; a) description des différentes partie de l'appareil utilisé b) prise de photos dans le champ 11 c) exemple d'une paire de photos prises par l'appareil.....	53
Figure 3.8 Sonde TDR (gauche) et méthode gravimétrique d'échantillonnage (droite)	57

Figure 3.9 Comparaison des mesures d'humidité de surface obtenues en 2008 et 2009 avec la méthode gravimétrique et la sonde TDR (<i>ThetaProbe ML2x</i>), aux profondeurs de 0-5 et de 5-10 cm, présentant un RMSE de 4,3% pour la comparaison entre les échantillons individuels et de 3,4% pour la moyenne des champs, figure tirée de (Dong, 2011).....	58
Figure 3.10 Prélèvement des échantillons pour l'analyse granulométrique.....	62
Figure 3.11 Diagramme triangulaire d'analyse granulométrique (USDA, 1987; USDA, 2014b).....	62
Figure 3.12 Définition de la plaine agricole du Campidano en Sardaigne à partir de la carte CORINE d'occupation du sol (EEA, 1995).....	64
Figure 3.13 Légende CORINE la classification de l'utilisation du sol (EEA, 1995).....	65
Figure 3.14 Station météorologique de l' <i>Azienda San Michele</i> , station météo d'Ussana (AGRIS).....	66
Figure 3.15 Localisation des stations météorologiques de la plaine du Campidano, Sardaigne : Oristano, Villacidro, Samasi, Ussana (station météo de l' <i>Azienda San Michele</i>), Decimomannu, Siliqua et Uta (figure réalisée à partir de <i>Google Earth</i>).....	66
Figure 3.16 Création du modèle numérique de terrain (MNT), pour la partie sud seulement de la Sardaigne à partir des données vectorielles.....	67
Figure 3.17 Modèle numérique de terrain (MNT) du sud de la Sardaigne en couleur.....	68
Figure 3.18 a) Un transect traversant la plaine agricole du Campidano et b) le profil du transect de la plaine, l'altitude demeure principalement inférieure à 100 mètres d'est en ouest.....	69
Figure 3.19 Paysages et types de sols dominants (colonne de gauche : USDA 1988 ; colonne de droite : FAO 1988) dans la plaine agricole du Campidano et légende (Aru <i>et al.</i> , 1990).....	70
Figure 4.1 Réflecteur en coin (champ 11), <i>Azienda San Michele</i>	78
Figure 4.2 Vecteurs utilisés pour correction géométrique des images ENVISAT ASAR, et points de contrôle.....	80
Figure 4.3 Vecteurs, (route, hydrographie, voie ferrée) point de contrôle (jaune), et champs échantillonnés sur l'orthophoto (gauche), et l'image ENVISAT ASAR du 26 octobre 2006 ayant une cote a de correction (droite).....	81
Figure 4.4 Rapprochement sur la zone d'étude : vecteurs, (route, hydrographie, train) point de contrôle (jaune), et champs échantillonnés sur l'orthophoto (gauche), et l'image ENVISAT ASAR du 26 octobre 2006 ayant une cote a de correction (droite).....	82
Figure 4.5 La sélection des images SAR pour l'analyse à l'échelle locale.....	90
Figure 4.6 Les 29 images et 88 parcelles pour l'analyse à l'échelle locale.....	91
Figure 4.7 Coefficients de détermination (R^2) entre le signal radar et les valeurs d'humidité mesurées, selon l'orbite, la polarisation et le taux d'humidité (limite à 5%).....	92
Figure 4.8 Moyenne d'humidité relative (%) à 9h40 et à 21h10 pour les sondes à 10 cm (FDR1, 2, 5) et à 20 cm (FDR 3, 4, 6), lors des passages satellitaires de 2007.....	94
Figure 4.9 Différence entre AM et PM de la moyenne d'humidité relative (%) pour les sondes à 10 cm (FDS1, 2, 5) et à 20 cm (FDR 3, 4, 6) seulement lors des passages satellites en 2007 ou de la prise de données terrain.....	95
Figure 4.10 Valeurs de <i>rms</i> de rugosité mesurées (cm) en fonction du signal radar (dB HH & VV) des images ENVISAT ASAR et RADARSAT-2, orbite ascendante & descendante (gauche de la figure) et seulement descendante (droite de la figure).....	98

Figure 4.11 Relation entre signal radar descendant, de polarisation VV et des angles d'incidence (θ) entre 16 et 29°, pour des valeurs <i>in situ</i> d'humidité entre 5 et 26%	99
Figure 4.12 Relation empirique développée avec les données ENVISAT ASAR	103
Figure 4.13 Validation croisée de la relation empirique avec les données ENVISAT ASAR.....	105
Figure 4.14 Relation entre l'humidité mesurée et le signal de rétrodiffusion pour l'ensemble de données RADARSAT-2 (orbite descendante, polarisation VV) utilisé pour valider la relation empirique développée avec les images ENVISAT ASAR (5 images, 13 points)	107
Figure 4.15 Validation de la relation empirique développée avec les données ENVISAT ASAR et validée sur les images RADARSAT-2	109
Figure 5.1 Schéma de la méthodologie pour obtenir des valeurs d'humidité estimées à partir d'images LANDSAT 5 et de mesure d'humidité <i>in situ</i> . Exemple à partir de l'image acquise le 26 octobre 2006; en turquoise, le champ 11 de <i>l'Azienza San Michele</i> ayant une superficie de 1 ha, soit environ 11 pixels de 30 m x 30 m (10 000 m ²)	112
Figure 5.2 Extrait de l'image du 28 juin 2003 en couleur naturelle (rouge-3, vert-2, bleu-1) à gauche, en fausses couleurs (proche infra-rouge-4, rouge-3, vert-2) au centre, et le NDVI à droite	115
Figure 5.3 Température en Kelvin (légende à droite) de l'image LANDSAT 5 du 11 octobre 2003 (gauche), du 31 août 2003 (au milieu) et de l'image en couleur naturelle (RGB 1/2/3) à droite.....	117
Figure 5.4 Validation des valeurs mesurées de LST aux stations météo de la plaine du Campidano, et des valeurs estimées de LST à partir des images LANDSAT 5	117
Figure 5.5 Résidus de la LST estimée avec les images LANDSAT 5 et de la LST observée aux stations météo.....	118
Figure 5.6 Coefficients de détermination (R^2) calculés à partir de la relation linéaire entre les valeurs d'humidité mesurées pour chacun des champs et la pente de TVX correspondante pour chaque fenêtre de pixels (5 x 5, 7 x 7, 9 x 9, 11 x 11, et 13 x 13).....	119
Figure 5.7 Exemple de fenêtre mobile 9 x 9 pour l'estimation de la pente du TVX pour un pixel central situé au milieu du champ 11 (superficie d'environ 1 ha), image LANDSAT 5 du 26 octobre 2006; résolution de 30 m pour les bandes 1 à 5 et 7, et de 120 m pour la bande 6	121
Figure 5.8 Exemple de distribution des 81 pixels de la fenêtre mobile 9 x 9 présentée à la figure 5.7, pour l'estimation de la pente du TVX pour un pixel central situé au milieu du champ 11 (superficie d'environ 1 ha), image LANDSAT 5 du 26 octobre 2006	121
Figure 5.9 Valeurs de pente de TVX pour l'image LANDSAT 5 du 26 octobre 2006 (sur la figure : la fenêtre de 9 x 9 pixels, le champ 11 et le pixel central avec une valeur de pente de -2,3); résolution de 30 m pour les bandes 1 à 5 et 7, et de 120 m pour la bande 6	122
Figure 5.10 Exemple de distribution des 81 pixels de la fenêtre mobile 9 x 9 présentée à la figure 5.7, pour l'estimation de la pente du TVX pour un pixel central situé au milieu du champ 11 (superficie d'environ 1 ha), image LANDSAT 5 du 12 juin 2009	123
Figure 5.11 La relation linéaire et le R^2 pour la taille 9 x 9 de fenêtre mobile dans le calcul de la pente du TVX.....	124

Figure 5.12 Valeurs d'humidité de surface estimées à partir de l'équation 5.1 pour les pixels de la fenêtre 9 x 9; résolution de 30 m pour les bandes 1 à 5 et 7, et de 120 m pour la bande 6	125
Figure 5.13 Validation croisée du modèle empirique d'estimation d'humidité à partir des images LANDSAT 5	127
Figure 5.14 Variation annuelle de l'humidité moyenne estimée sur le champ 11 (champ nu tout au long de l'année 2003) obtenue à partir des images LANDSAT TM 5.....	129
Figure 5.15 Comparaison de l'humidité estimée avec les images satellites LANDSAT 5, les images radar descendantes (ENVISAT et RADARSAT-2), les mesures de terrain et les données météorologiques (précipitation, température de l'air)	131
Figure 6.1 Répartition spectrale des réflectances (dans le rouge et dans le proche infra-rouge) et la droite des sols a) image théorique tirée de UVED (2008) b) seulement sur les sols agricoles de l'image LANDSAT 5 du 10 août 2004.....	138
Figure 6.2 Le NDVI, image LANDSAT 5, 10 août 2004. a) NDVI, vision de l'ensemble de l'image; b) histogramme –valeurs de NDVI sous masque du sol nu; c) vision rapprochée du NDVI de l'image; d) en rose, le masque des sols nus selon le NDVI	139
Figure 6.3 a) Composé couleur 5/4/3 sur image du 10 août 2004 (le vert est la végétation); b) vision rapprochée de l'image; c) en rose le masque des sols nus selon NDVI.....	140
Figure 6.4 a) Composé couleur 4/3/2 sur image du 10 août 2004 (le rouge est la végétation) b) vision rapprochée de l'image; c) en rose le masque des sols nus selon NDVI.....	140
Figure 6.5 Image LANDSAT 5 du 8 août 2004 a) masque des zones agricoles en rouge; b) masque des sols nus en rose	141
Figure 6.6 Classification de la pédologie du sol selon Aru <i>et al.</i> (1990), catégories de matériels parentaux (code 7 à 11 d'unité de paysage et substrat du tableau 3.9) du sol permettant de déterminer les qualités de drainage de la zone agricole de la plaine du Campidano	145
Figure 6.7 Classification de la pédologie du sol selon Aru <i>et al.</i> (1990), classes de sous-ordre (code 11, 12, 13, 31, 41, 51 du tableau 3.9) du sol permettant de déterminer les qualités de drainage de la zone agricole de la plaine du Campidano	146
Figure 6.8 Classification de la pédologie du sol selon Aru <i>et al.</i> (1990), classes de perméabilité du sol permettant de déterminer les qualités de drainage de la zone agricole de la plaine du Campidano.....	147
Figure 6.9 Cartographie de la ZONE 1 en bleu (potentiellement très mal drainée et imperméable) et de la ZONE 2 en rouge (potentiellement très bien drainée et très perméable) de la plaine agricole du Campidano selon la carte pédologique Aru <i>et al.</i> (1990)	148
Figure 6.10 Démarche suivie pour la création de la ZONE 1 en bleu (potentiellement très mal drainée et imperméable) et de la ZONE 2 en rouge (potentiellement très bien drainée et très perméable) de la plaine agricole du Campidano selon la carte pédologique Aru <i>et al.</i> (1990)	149
Figure 6.11 Distribution de la différence entre les moyennes issues du <i>bootstrap</i> et comparaison avec la valeur observée, pour l'image ENVISAT du 10 mars 2007	152
Figure 6.12 Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image radar ENVISAT ASAR du 17 juillet 2004.....	157

Figure 6.13	Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image LANDSAT 5 du 10 août 2004.....	158
Figure 6.14	Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image radar ENVISAT ASAR du 24 octobre 2006.....	159
Figure 6.15	Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image LANDSAT 5 26 octobre 2006.....	160
Figure 6.16	Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image radar ENVISAT ASAR du 10 mars 2007.....	161
Figure 6.17	Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image radar ENVISAT SAR du 7 juin 2007.....	162
Figure 6.18	Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image LANDSAT 5 du 23 juin 2007.....	163
Figure 6.19	Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image radar RADARSAT-2 du 19 mai 2009.....	164
Figure 6.20	Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image radar ENVISAT ASAR du 23 mai 2009.....	165
Figure 6.21	Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image radar RADARSAT-2 du 12 juin 2009.....	166
Figure 6.22	Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image LANDSAT 5 du 12 juin 2009.....	167
Figure 6.23	Classification d'humidité estimée pour les onze images LANDSAT acquises en 2003 .	170
Figure 6.24	Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image LANDSAT 5 du 26 octobre 2006 (sols agricoles).....	171
Figure 6.25	Valeurs d'humidité estimées moyennes à partir des images radar et LANDSAT du mois d'octobre 2006, et valeurs de dB pour radar, pour les différentes classes de trois paramètres pédologiques (matériel parental, sous-ordre et perméabilité).....	174
Figure 6.26	Moyenne d'humidité estimée sur les six images radar sous les deux zones de drainage (1 : mal drainée; 2 : bien drainée); a) sans écart-type b) avec écart-type	176
Figure 6.27	Distribution de l'ensemble des valeurs de pixels (moyenne d'humidité estimée) sous chacune des zones 1 (en haut) et 2 (en bas), pour l'image radar ENVISAT ASAR du 24 octobre 2006.....	177
Figure 6.28	Moyenne d'humidité estimée sur les 19 images optiques sous les deux zones de drainage (1 : mal drainée; 2 : bien drainée); a) sans écart-type b) avec écart-type	178
Figure 6.29	Distribution de l'ensemble des valeurs de pixels (moyenne d'humidité estimée) sous chacune des zones 1 (en haut) et 2 (en bas) pour l'image optique LANDSAT 5 du 12 juin 2009.....	179
Figure 6.30	Les classifications d'humidité estimées avec ENVISAT ASAR (haut à gauche) et LANDSAT 5 (bas à gauche), et les deux zones homogènes ayant des qualités de drainage opposées (droite), pour la plaine du Campidano, Sardaigne; carré orange : zone rapprochée (centre de la plaine) présentée dans la figure 6.31; carré mauve: zone rapprochée (ouest de la plaine) présentée dans la figure 6.32.....	185

Figure 6.31	Zone rapprochée située au centre de la plaine du Campidano présentant les classifications d'humidité estimée à partir des images ENVISAT ASAR (gauche) et LANDSAT 5 (centre), et les deux zones homogènes ayant des qualités de drainage opposées (TMD et TBD), ainsi que les inclusions pédologiques dans chaque zone pour chaque image; à droite, les zones communes d'inclusions pédologiques aux deux images	186
Figure 6.32	Zone rapprochée située à l'ouest de la plaine du Campidano présentant les classifications d'humidité estimée à partir des images ENVISAT ASAR (haut, gauche) et LANDSAT 5 (bas, gauche), et les deux zones homogènes ayant des qualités de drainage opposées (TMD et TBD), ainsi que les inclusions pédologiques dans chaque zone pour chaque image; à droite, les zones communes d'inclusions pédologiques aux deux images.....	187
Figure 6.33	Zone d'inclusions pédologiques dans chaque zone homogènes TBD et TMD pour trois combinaisons d'images : à gauche les images LANDSAT 5 et radar (ENVISAT ASAR) en saison humide (octobre), au centre les images LANDSAT 5 et radar (RADARSAT-2) en saison sèche (juin), et à droite les deux images radar (ENVISAT ASAR et RADARSAT-2) de saison sèche (juin) et humide (octobre); les zones encerclées présentent des exemples de zones d'inclusions similaires pour les trois combinaisons de cartes d'humidité estimées à partir des images humides, sèches, radar et LANDSAT 5	188
Figure 6.34	La description des zones homogènes selon la légende de carte pédologique (code 16 pour TBD et code 22 pour TMD) où sont situées les zones d'inclusions pédologiques pour trois combinaisons d'images : à gauche les images LANDSAT 5 et radar (ENVISAT ASAR) en saison humide (octobre), au centre les images LANDSAT 5 et radar (RADARSAT-2) en saison sèche (juin), et à droite les deux images radar (ENVISAT ASAR et RADARSAT-2) de saison sèche (juin) et humide (octobre); les zones encerclées présentent des exemples de zones d'inclusions similaires.....	189
Figure 6.35	Système d'irrigation de la plaine du Campidano en Sardaigne disponible près des zones TBD (en rouge) et TMD (en bleu) avec inclusions majeures (en bas, à gauche et à droite, zones hachurées à l'intérieur des zones TBD et TMD) présentées dans les figures 6.30 à 6.34	191
Figure 7.1	Schéma illustrant l'apport des cartes régionales d'humidité pour la cartographie des qualités de drainage des sols afin d'optimiser la gestion de la ressource en eau en milieu semi-aride	198
Figure Annexe A	: Carte pédologique de la Sardaigne (Aru <i>et al.</i> , 1990)	218
Figure Annexe A (suite)	: Légende de la carte pédologique de l'USDA 1988 des quatre unités de paysages (G, H, I, L) de la plaine du Campidano en Sardaigne	219

1. CONTEXTE ET PROBLÉMATIQUE

1.1 Introduction

Les changements climatiques observés à l'échelle planétaire auront un impact certain sur les humains et leur milieu. Certaines régions, comme la Méditerranée, sont déjà particulièrement affectées par le manque d'eau potable. Cette ressource est essentielle à la consommation humaine et à la production agricole. Les besoins en irrigation seront plus importants, en raison de l'augmentation des périodes de sécheresse, mais cette dernière sera plus coûteuse, et nécessitera de nouvelles infrastructures. L'adaptation à ces changements est inévitable, des choix stratégiques de gestion de l'eau s'imposent.

La Sardaigne, une île italienne située dans la Méditerranée, fait face à de graves problèmes concernant sa gestion de l'eau pour l'agriculture étant donné sa grande susceptibilité aux longues sécheresses et leurs possibilités d'être amplifiées par les changements climatiques (GIEC, 2012; IPCC, 2007; Motroni & Canu, 2005). Les changements climatiques ont un impact important sur la ressource en eau en Sardaigne, et les besoins sont éminents dans le domaine des analyses hydrologiques et de la modélisation spatiale pour quantifier l'eau disponible dans le sol à l'échelle du bassin versant (Manfreda & Caylor, 2013)

C'est en tant que géographe que j'aborde le sujet des changements climatiques en Méditerranée, de leurs impacts sur l'agriculture et du besoin imminent d'une nouvelle approche pour l'économie et la gestion de l'eau potable à l'échelle régionale en Sardaigne. La géographie signifie «décrire la Terre», selon sa traduction littérale du grec ancien γεωγραφία. La géographie est l'étude de la planète, ses terres, ses caractéristiques, ses habitants et ses phénomènes. Une vision globale de la problématique est essentielle afin de pouvoir rassembler l'information provenant de plusieurs sources et plusieurs échelles, afin de mettre à contribution diverses disciplines complémentaires, ayant pour but ultime d'être utile à la prise de décision locale et régionale en matière de gestion de l'eau. L'apport des nouvelles technologies comme la télédétection est dorénavant indispensable, mais la difficulté est de garder en tête l'objectif premier : connaître, pour ensuite bien décider.

Une méthode de suivi de l'humidité du sol en général est primordiale, toutefois le besoin de cartographier à l'échelle de la plaine les conditions hydriques de la couche superficielle du sol

demeure essentiel et relève du défi, et ce particulièrement en condition de sécheresse. En effet, lorsque les conditions hydriques du sol sont très sèches, le signal radar est principalement influencé par la rugosité de surface plutôt que par l'humidité, ce qui rend l'interprétation du signal difficile. Dans le cadre de ce doctorat, une méthodologie empirique a été développée pour estimer l'humidité de surface à l'échelle de la plaine à partir d'images radar et LANDSAT, en fonction des qualités de drainage des sols en temps réel.

1.2 L'impact des changements climatiques pour le sud de l'Europe

Selon le rapport «*Turn down the heat : confronting the new climate normals*» publié par la Banque Mondiale en 2014 (WorldBank, 2014), les températures sont déjà supérieures de 0,8°C comparativement à l'ère préindustrielle à l'échelle mondiale. Suite aux émissions à effet de serre passées et à la tendance à venir, un réchauffement atmosphérique de près de 1,5 °C par rapport à l'ère préindustrielle est inévitable à court terme. Si aucune action concertée pour réduire ces émissions n'est engagée, le réchauffement climatique prévu sera de l'ordre de 2°C d'ici 2050 et de 4°C d'ici 2100. Aucune région ne sera épargnée par ce changement, et les effets nuisibles de ce phénomène se feront ressentir sur l'agriculture, les ressources en eau, les écosystèmes et la santé humaine, et ce principalement dans les régions qui sont déjà les plus pauvres et les plus vulnérables particulièrement en zones semi-désertiques.

Les changements climatiques observés à l'échelle planétaire auront un impact considérable sur les sociétés humaines et les écosystèmes naturels. Le rapport spécial sur la gestion des risques de catastrophes et de phénomènes extrêmes pour les besoins et l'adaptation aux changements climatiques (SREX) est le produit d'une coordination entre différents experts intergouvernementaux sur l'évolution du climat (GIEC, 2012), et présente les liens entre l'évolution du climat et les capacités de gestion et d'adaptation des communautés face aux risques de catastrophes (figure 1.1).

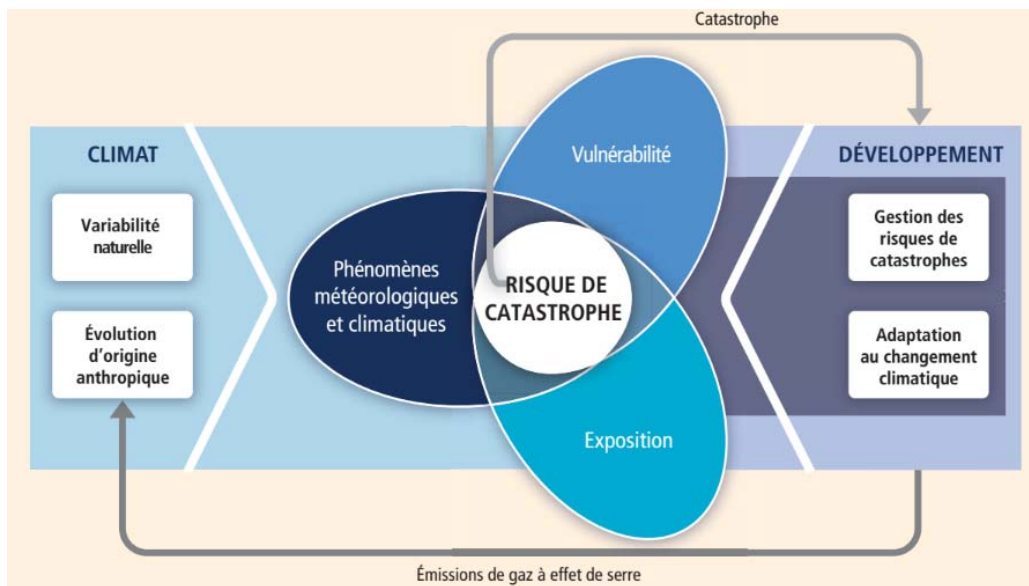


Figure 1.1 Tirée du rapport (GIEC, 2012), cette figure présente les notions essentielles d'interrelations entre les changements climatiques, la capacité d'adaptation et de gestion de la communauté, et les risques de catastrophes

Les scientifiques sont formels : c'est l'être humain qui est la cause du réchauffement climatique (WorldBank, 2014). Le développement anthropique a donc un impact direct sur les changements climatiques, qui ont à leur tour un impact direct sur les populations. La capacité de ces dernières à s'y adapter en ayant une meilleure gestion des ressources diminue leurs risques de vulnérabilité face aux catastrophes (GIEC, 2012).

En 2014, le panel intergouvernemental sur le réchauffement climatique (IPCC : *Intergovernmental Panel on Climate Change*) a publié son 5^e rapport, intitulé «Changement Climatique 2014 : Conséquences, Adaptation et Vulnérabilité», regroupant l'apport de 308 auteurs provenant de 70 pays, et le rapport a reçu 50 492 commentaires de revue (IPCC, 2014). La section sur l'Europe (chapitre 23) comporte 60 pages et présente les aspects régionaux d'un tel changement sur les infrastructures (transport, énergie, industrie, etc.), les secteurs de productions (agriculture, foresterie, pêche, etc.), la santé et le bien-être social, la protection de l'environnement, ainsi que l'adaptation à la prise de décision et la gestion des risques.

Selon le rapport IPCC de 2014, certains changements importants pour le secteur de l'agriculture en Europe sont à noter (sections 23.3 et 23.4). Tout d'abord, il y aura un besoin grandissant d'irrigation, par contre l'irrigation sera contrainte par la réduction des

écoulements souterrains, la demande grandissante en eau par les autres secteurs, et par l'augmentation des coûts en général. D'ici 2050, l'irrigation ne sera pas suffisante pour prévenir les dommages causés par les vagues de chaleur sur les plantations, et de plus les coûts des systèmes d'irrigation vont augmenter. La gestion intégrée des ressources en eau à travers les frontières des différents pays est nécessaire afin de pouvoir répondre à la demande future dans les secteurs de l'agriculture, mais aussi de l'énergie, de la conservation et des établissements humains. Les changements climatiques vont exacerber la demande en eau déjà importante dans les secteurs de l'agriculture, l'énergie, l'industrie et l'utilisation domestique, ce qui entraînera fort probablement une réduction significative de l'eau disponible en surface (rivière) ou souterraine. Une adaptation est possible à travers des technologies et des méthodes permettant l'économie de l'eau. Ainsi, selon le rapport IPCC (2014), la teneur en eau du sol du sud de l'Europe va diminuer. Les conditions de saturation et de drainage du sol vont être de plus en plus rares et limitées durant l'hiver et le printemps (Garcia-Ruiz *et al.*, 2011). La possibilité réduite d'effectuer des productions agricoles basées sur les ressources en eau provenant de la pluie va augmenter la demande en eau pour l'irrigation des cultures (Daccache & Lamaddalena, 2010). Cependant, l'irrigation accrue ne sera pas une option viable, particulièrement en Méditerranée, en raison de la baisse prévue des ressources en eaux de ruissellement et des eaux souterraines (Olesen *et al.*, 2011). Dans un certain nombre de bassins versants, la ressource en eau est déjà surexploitée et sa disponibilité est menacée par les changements climatiques en raison de la baisse de recharge des nappes et de l'augmentation potentielle de la demande en irrigation (Daccache & Lamaddalena, 2010). Afin de répondre à cette demande grandissante, les coûts des systèmes d'irrigation pourraient augmenter de 20 à 27% dans le sud de l'Italie (Daccache & Lamaddalena, 2010; IPCC, 2014), et de nouvelles infrastructures d'irrigation seraient nécessaires dans certaines régions.

La région méditerranéenne est déjà considérablement touchée par les changements climatiques et par le manque de ressources en eau selon l'IPCC (2014) et cette condition va s'amplifier au cours des prochaines années. En effet, l'on s'attend à ce que les régions arides et semi-arides de la Méditerranée deviennent encore plus sèches et chaudes, mettant ainsi une pression d'autant plus forte sur la vulnérabilité déjà existante de la ressource en eau potable pour cette région (Bajocco & Ricotta, 2007; Bassu *et al.*, 2009; Chessa & Delitala,

2014; Dong, 2011; Dong *et al.*, 2013; IPCC, 2007; IPCC, 2014; Ludwig *et al.*, 2011; Motroni & Canu, 2005; WorldBank, 2014).

La figure 1.2 présente une estimation des changements, significativement négatifs, en terme de précipitations pour la région méditerranéenne (encerclée en noir). Ces cartes ont été générées à partir de multiples modèles (*Special Report on Emissions Scenarios* (SRES) A1B, (IPCC, 2007)) faisant une projection des dix dernières années du 21^e siècle par rapport à la période 1980-1990. Sur cette figure, les zones en blanc correspondent aux régions où moins de 66 % des modèles concordent sur le sens de la variation et les zones en pointillé à celles où plus de 90 % des modèles concordent sur celui-ci (IPCC, 2007). On peut donc remarquer que la région méditerranéenne sera touchée par des changements négatifs en quantité de précipitations, et ce particulièrement durant la saison sèche de juin à août d’ici la fin du présent siècle.

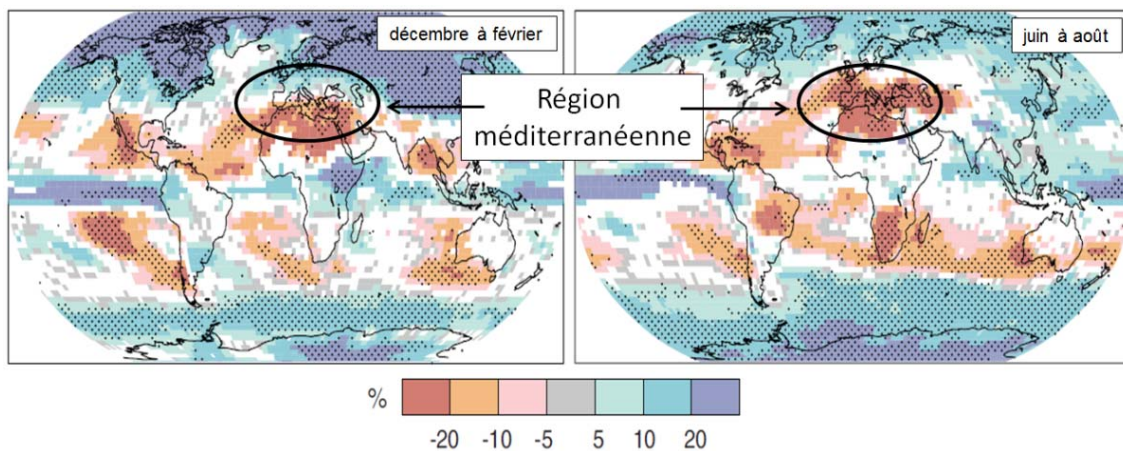


Figure 1.2 Tirée du rapport (IPCC, 2007), cette figure présente les changements relatifs de quantité de précipitations (%) pour la période de 2090 -2099, comparativement à la période de 1980-1999; basée sur le scénario SRES A1B

La figure 1.3 présente l’augmentation relative du nombre de jours ayant des conditions de sécheresse pour un monde ayant une température augmentée de 4 °C, par rapport à la période de référence 1976-2005 (Prudhomme *et al.*, 2014; WorldBank, 2014). Les régions subtropicales et tropicales de la Méditerranée devraient être parmi les régions qui connaîtront la plus forte augmentation en jours ayant des conditions de sécheresse. En fait, la région méditerranéenne sera en moyenne plus de 6 mois par année en condition de sécheresse modérée pour la période de 2080 à 2100, scénario pour un monde ayant +4 °C, comparé à moins d’un mois pour un monde ayant +2 °C (Orlowsky & Seneviratne, 2013).

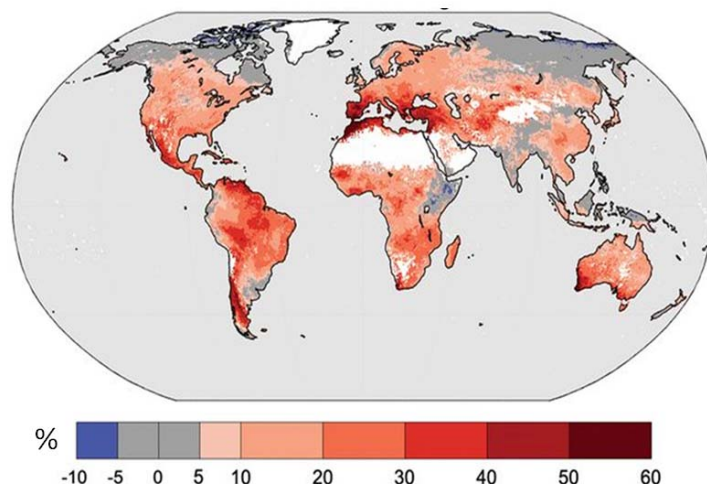


Figure 1.3 Changement relatif du nombre de jours sous des conditions de sécheresse d'ici la fin du 21^e siècle (2070-2099) dans un monde ayant +4 °C, relativement à la période de 1976-2005 (régions blanches: régions hyperarides dont les eaux de ruissellement sont égales à zéro plus de 90% du temps pour les périodes de référence et les périodes futures). Figure tirée de Prudhomme *et al.* (2014)

Les incertitudes concernant la sécurité de l'eau douce (rareté et qualité) sont une préoccupation d'envergure pour la région méditerranéenne. Ces changements dans le cycle hydrologique donneront lieu à un potentiel croissant de risques de tensions et de conflits dans les sphères sociales, écologiques, politiques et économiques de cette région (Dong, 2011; Garcia-Ruiz *et al.*, 2011; IPCC, 2007; IPCC, 2014; Ludwig *et al.*, 2011; WorldBank, 2014). La gestion adéquate de la ressource en eau est donc primordiale dans cette région via une adaptation efficace et des politiques préventives, développées par des groupes multidisciplinaires, et adaptées à chacune des régions du globe ayant des contextes et problématiques spécifiques à travers ce changement climatique.

Un exemple récent de recherche multidisciplinaire dans le but de poser des actions durables et efficaces dans le cadre du changement climatique est le rapport «*Agir sur les changements climatiques*» du Dialogue pour un Canada vert (DCV) publié le 18 mars 2015 et parrainé par la Chaire UNESCO-McGill (DCV, 2015). Une initiative qui a mobilisé plus de 60 chercheurs universitaires provenant de toutes les provinces du Canada, et représentant diverses disciplines en sciences physiques et en sciences sociales. L'objectif de ce rapport était d'identifier une série de mesures et d'options concrètes ayant une incidence durable et importante dans le contexte canadien dans le but d'aider tous les paliers de gouvernement à prendre des décisions réfléchies quant à la problématique actuelle. Ce rapport présente un

exemple intéressant de marche à suivre afin de transférer le savoir des scientifiques vers les gestionnaires, et de mettre en place des solutions de durabilité à toutes les échelles et impliquant toutes les sphères d'activités de l'humanité.

1.3 L'humidité de la couche superficielle du sol : paramètre clé pour la modélisation hydrologique et la planification agricole

L'eau est la ressource naturelle la plus précieuse puisqu'elle est essentielle à la vie sur notre planète, à la production alimentaire et au développement économique (Rast *et al.*, 2014). L'eau joue un rôle fondamental dans l'élaboration du climat et de la météo et il est primordial de comprendre et de surveiller notre environnement et ses ressources à travers une compréhension avancée du cycle de l'eau. La meilleure approche pour une compréhension à l'échelle globale et l'observation de notre planète se fait à partir de l'espace, grâce aux divers satellites (Rast *et al.*, 2014).

L'hydrologie est la science qui étudie le cycle de l'eau à travers la compréhension et la description des nombreux processus physiques et chimiques présentés dans la figure 1.4 (Brutsaert, 2005; Chow *et al.*, 1988; Hingray *et al.*, 2014).

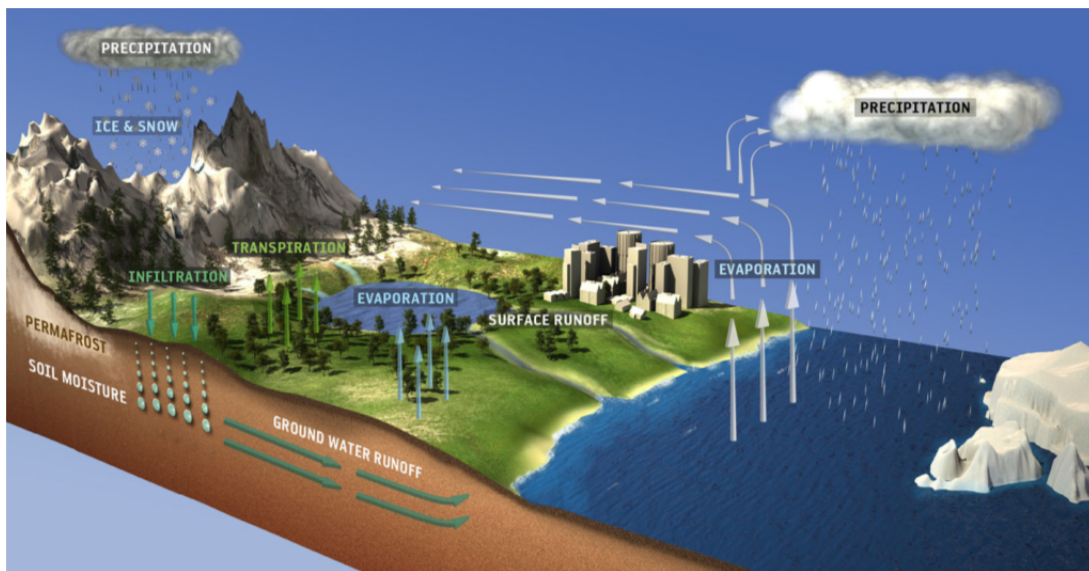


Figure 1.4 Illustration schématisée du cycle de l'eau, figure tirée de (Rast *et al.*, 2014)

L'hydrologie traite à la fois des processus physiques et chimiques selon lesquels l'eau continentale passe d'une phase à une autre (solide, liquide et vapeur) et ce pour toutes les échelles, de même que le bilan hydrique global regroupant les caractéristiques spatiales et

temporelles des transferts d'eau (solide, liquide et vapeur) entre l'atmosphère, les océans et les continents (Brutsaert, 2005).

La modélisation hydrologique, qu'elle soit physique (basée sur des lois fondamentales de la physique) ou empirique (basée sur des relations observées entre les entrées et sorties de l'hydrosystème observé), consiste à estimer, pour un endroit donné au cours d'une période donnée, certaines variables inconnues et souhaitées à partir de variables connues (Hingray *et al.*, 2014).

L'humidité du sol, définie comme étant l'eau contenue dans la zone non saturée du sol (Chow *et al.*, 1988), est un paramètre clé du cycle de l'eau pour la modélisation hydrologique et la planification agricole. En gestion de l'eau, le paramètre d'humidité de surface du sol est primordial puisqu'il joue un rôle crucial dans les différents processus hydrologiques (Banton *et al.*, 1997). Ce paramètre du système climatique influence aussi la structure de la couche frontière planétaire et les flux de chaleur, puisqu'il contrôle les processus d'interactions entre la surface terrestre et l'atmosphère, comme l'infiltration, la rétention, le ruissellement, la percolation et l'évapotranspiration (Bandara *et al.*, 2014; Pierdicca *et al.*, 2014; Seneviratne *et al.*, 2010). L'humidité du sol provient du processus d'infiltration de l'eau de surface à travers le sol, et est extraite par évapotranspiration à mesure que le sol s'assèche (Chow *et al.*, 1988). L'humidité du sol influence à la fois la teneur en eau globale et les transferts d'énergie puisque ce paramètre contrôle la redistribution de la pluie (Pierdicca *et al.*, 2014).

L'humidité de la couche superficielle du sol est la quantité d'eau comprise dans les premiers 10 cm du sol, alors que l'humidité racinaire est la quantité d'eau disponible aux plantes et généralement comprise dans les premiers 200 cm du sol (Wang & Qu, 2009). Le rôle de l'humidité du sol située dans les premiers 1-2 mètres de la surface de la Terre a été reconnu comme étant une variable clé dans de nombreuses études environnementales, en météorologie, hydrologie, agriculture et changement climatique (Wang & Qu, 2009). C'est pourquoi il est primordial de pouvoir faire un suivi précis, de même qu'une estimation spatiale et temporelle des variations de l'humidité de surface (Wang & Qu, 2009).

Ainsi, la distribution de l'humidité de surface du sol joue un rôle important dans la gestion intégrée des ressources en eau, la planification agricole et la modélisation de l'irrigation; le besoin de pouvoir l'estimer efficacement est réel (Baghdadi *et al.*, 2015; Dong *et al.*, 2013;

Ulaby *et al.*, 1986). En ayant de l'information précise en continu à petite et grande échelle sur l'humidité de surface du sol, on permet ainsi une prise de décision stratégique. La gestion des ressources en eau est fondamentale à l'échelle locale pour les agriculteurs, mais aussi à l'échelle régionale pour aider la prise de décision des administrations et des commissions agricoles.

Seneviratne *et al.* (2010) présentent une revue exhaustive sur l'importance d'étudier les interactions de l'humidité du sol et du climat à l'échelle planétaire, dans un contexte de changements climatiques. Les régions du globe ayant un climat semi-aride, comme la Méditerranée, sont déjà touchées par ces changements et le seront d'autant plus au cours des prochaines décennies (WorldBank, 2014). Dans ce contexte d'assèchement du sol et de forte pression sur la ressource en eau potable pour les besoins anthropiques, la poursuite de la recherche afin d'obtenir des prédictions plus précises sur l'humidité de surface du sol à l'échelle régionale et globale est vitale (Bandara *et al.*, 2014). En raison de la grande variabilité spatiale de l'humidité du sol, la détection précise des changements temporels globaux ou même régionaux de ce paramètre comporte des défis logistiques et économiques (Bandara *et al.*, 2014).

Les méthodes de télédétection permettent d'obtenir de l'information sur le taux d'humidité du sol à l'aide des satellites ayant des capteurs œuvrant dans le domaine optique ou des micro-ondes. Les valeurs d'humidité estimées de la couche superficielle du sol à l'aide de la télédétection peuvent ensuite être intégrées à des modèles hydrologiques et ainsi permettre un suivi adéquat des besoins en eau, *e.g.* Houborg *et al.* (2012) et Hsu *et al.* (2012).

La détection rapide de conditions d'assèchement, qui peuvent nuire aux cultures ou qui peuvent indiquer le début d'une sécheresse, permet d'améliorer la production agricole et de faire des prévisions quant au volume et à la qualité des récoltes. La détection rapide des risques permet également de prévenir les producteurs agricoles et aide à la planification de l'aide humanitaire. Dans les régions au climat semi-aride, les évaluations de la teneur en humidité de surface du sol aident à la prévision des taux d'évaporation et de l'assèchement du sol.

1.4 Les qualités de drainage d'un sol : une propriété qui affecte grandement la teneur en eau de la couche superficielle d'un sol

La connaissance du sol et de ses propriétés est primordiale dans le contexte méditerranéen de changements climatiques et de pression liée à l'augmentation de la population. Une mauvaise gestion de l'eau de même qu'une mauvaise reconnaissance des propriétés du sol, combinées aux changements climatiques qui affectent les régimes régionaux d'humidité du sol, à la perte de bonnes terres arables aux profits de projets de développements urbains, et à l'utilisation grandissante de divers produits chimiques (pesticides et herbicides) peuvent engendrer la pollution et l'érosion des sols ayant un grand potentiel agricole (Yaalon, 1997). Par exemple, l'augmentation de la température liée aux changements climatiques a une influence directe sur l'humidité du sol, de même qu'une utilisation importante de produits chimiques peut faire diminuer la quantité de matière organique dans le sol, et ainsi influencer l'humidité du sol et sa sensibilité face à l'érosion en fonction de sa composition et de sa structure (érodibilité) (Yaalon, 1997).

La qualité de drainage d'un sol est une propriété importante qui influence la vulnérabilité des sols à se dégrader et s'assécher, ce qui affecte directement la croissance des plantes (Niang *et al.*, 2006). Cette propriété du sol est établie selon un ensemble de critères morphologiques telle la présence ou non d'arbres matures, la profondeur du gley, la texture, le contenu en matière organique, la capacité de rétention en eau du sol, la vitesse de retrait de l'eau du sol, etc. (Baldwin *et al.*, 1938). La qualité de drainage d'un sol est liée aux variations temporelles et spatiales de l'humidité de surface d'un sol. Plus un sol a un fort potentiel de drainage, plus il aura tendance à s'assécher, et à l'inverse plus un sol a un faible potentiel de drainage, plus il aura tendance à rester humide.

Les cartes pédologiques sont créées à partir de relevés terrain permettant d'établir des unités de paysage et de matériel parental où différentes caractéristiques du sol sont similaires et dominantes. Par contre, la nature étant ce qu'elle est, l'hétérogénéité existe dans l'homogénéité. Ainsi, à l'intérieur des unités de paysage présentant un sol ayant des caractéristiques dominantes, certaines inclusions d'autres types de sol sont tout de même présentes. En Sardaigne, la carte pédologique disponible était à l'échelle du 1:250 000. À cette échelle ces inclusions sont considérées comme majeures (fréquentes parmi le sol

dominant), mais tout de même d'une importance secondaire et donc non cartographiée. Ainsi, les caractéristiques pédologiques permettent d'identifier si un sol dominant d'une unité de paysage a un fort ou faible potentiel de drainage, et l'on peut donc diviser une région en zones potentiellement bien ou mal drainées, et donc potentiellement plus ou moins humides, selon l'information contenue dans une carte pédologique.

Selon Chen *et al.* (2014) et Willgoose *et al.* (2013), l'humidité du sol en milieu semi-aride est principalement influencée par les flux verticaux, entraînés par l'infiltration et l'évapotranspiration. Donc, l'humidité de la surface du sol serait principalement influencée par des facteurs locaux comme la végétation et la texture du sol (argileux versus sablonneux). Dans le cas d'une zone d'étude dépourvue de végétation, l'humidité de surface serait donc directement reliée à la nature du sol, et à ses qualités de drainage. La figure 1.5 présente l'influence de la texture sol (sablonneux versus argileux) sur les variations d'humidité de la surface du sol, pendant 240 jours, le sol sablonneux (*sandy loam*) est toujours plus sec que le sol argileux (*clay loam*).

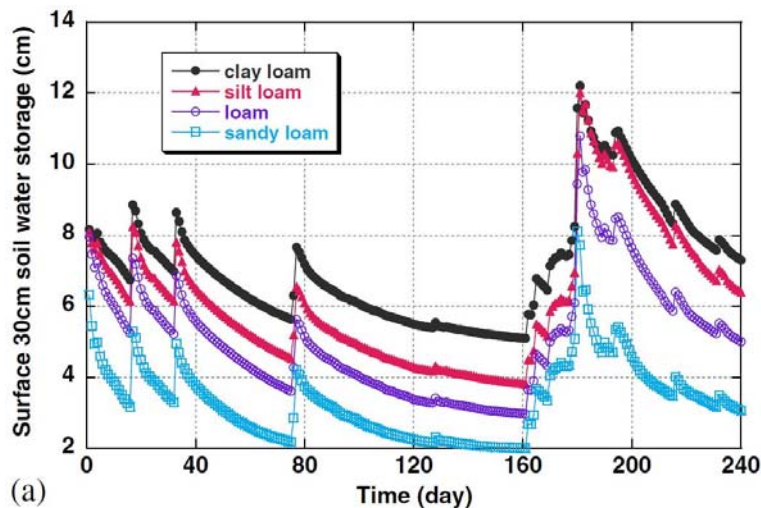


Figure 1.5 Graphique démontrant l'influence du type de sol (sableux versus argileux) sur les variations d'humidité de surface pendant 240 jours (Chen *et al.*, 2014)

Ainsi, le type de matériel superficiel (sablonneux ou argileux; perméable ou imperméable) va influencer l'absorption de l'eau dans le sol, et donc la constante diélectrique à la surface du sol. Avec les cartes de pédologie disponibles pour un territoire à l'étude, il est possible de définir le potentiel de drainage de chacune des régions selon son unité de paysage et sa classe de matériel parental, d'imperméabilité et de sous-ordre. Ces zones bien définies (zones bien

ou mal drainées) aident à orienter l'échantillonnage du sol, et facilitent l'analyse du signal radar.

1.5 Projet CLIMB

Un projet de recherche a débuté en Sardaigne en 2003 conjointement entre les centres de recherche italien (AGRIS), canadien (INRS) et allemand (LMU) dans le but de définir les propriétés du sol et de trouver des méthodes d'estimation de l'humidité de la couche superficielle du sol afin d'intégrer cette information aux modèles hydrologiques. Ultiment, les résultats du projet seront des outils permettant aux gestionnaires locaux de prendre des décisions stratégiques quant à l'irrigation de la Plaine agricole du Campidano.

Les travaux sur la Sardaigne ont débuté en 2003 (Guillotte *et al.*, 2004), par l'application d'une relation linéaire entre des valeurs d'humidité du sol échantillonnées sur des sols agricoles nus et le signal de rétrodiffusion radar en bande C (voir figure 2.4) de 2003 à 2004. Cette étude préliminaire a permis d'établir le potentiel du rapport de copolarisation (HH/VV) des images ENVISAT ASAR pour le suivi de l'humidité du sol des zones agricoles à l'échelle locale. Son rapport mentionne aussi une différence entre les images de mode ascendant ou descendant. Il propose de poursuivre les recherches à ce sujet à l'échelle locale, mais aussi à l'échelle de la plaine du Campidano.

À partir de 2005, plusieurs chercheurs ont effectué des campagnes de terrain sur une ferme expérimentale, l'*Azienda San Michele*, afin de prendre des mesures *in situ* simultanément à des acquisitions d'images satellitaires radar (ENVISAT ASAR et RADARSAT-2) de la plaine du Campidano. Durant sept ans, des chercheurs ont recueilli des informations primordiales sur les propriétés du sol à l'échelle locale via des images satellites radar (Cassiani *et al.*, 2012; Dissanska, 2010; Dong, 2011; Dong *et al.*, 2013; Filion *et al.*, 2014; Filion *et al.*, 2010; Gherboudj, 2004; Guillotte *et al.*, 2004).

L'étude réalisée par Dissanska (2010) avec les images RADARSAT-2 polarimétriques (HH, HV, VH, VV) a testé la dépendance des polarisations et ensuite des paramètres polarimétriques (Lee & Pottier, 2009) aux paramètres de surface (humidité et rugosité du sol). En prenant en compte tous les champs et toutes les dates pour lesquelles des mesures de l'humidité du sol étaient prises, une très faible dépendance du signal radar à l'humidité du sol a été observée ($R^2 \sim 0,2$ en polarisation HH et $R^2 \sim 0,23$ en HH/HV). La sensibilité du

signal radar à l'humidité du sol obtenue était de 0,12 dB/% en polarisation HH, de 0,24 dB/% pour le rapport HH/HV, de -0,12 dB/% en polarisation HV et de 0,04 dB/% pour le rapport HH/VV. En effet, les images RADARSAT-2 ont presque toutes été acquises durant la saison sèche avec des valeurs d'humidité mesurées pour cette période variant de 3 à 15%; cela pourrait expliquer la difficulté de détecter les variations d'humidité du sol.

La dépendance des paramètres polarimétriques a aussi été testée. Un coefficient de détermination de 0,72 a été observée entre α_1 (αI) et l'humidité du sol et de 0,52 entre l'entropie (H) ou l'angle alpha (α) ou la valeur propre (λI) de la matrice de cohérence et l'humidité du sol. Cependant, il faut noter une pente négative entre les paramètres H , α ou αI et l'humidité du sol. Des valeurs d'entropie et de l'angle α et αI plus élevées pour les sols très secs pourraient être expliquées par la rétrodiffusion d'une couche de sol plus profonde (plus épaisse, donc interaction dans le volume de couche de sol) causée par la pénétration du signal radar plus en profondeur. Quant à la rugosité du sol, l'entropie H , l'angle alpha α et αI ont une légère dépendance à l'écart type des hauteurs de la surface du sol (m_s) mais aucune dépendance avec la longueur de corrélation (l). Le paramètre anisotropie (A), qui est supposé être sensible à la rugosité, ne montre aucune dépendance aux deux paramètres de surface. Donc, l'analyse polarimétrique d'autres images RADARSAT-2, acquises en région semi-arides, serait nécessaire pour enrichir la base de données et pour éventuellement confirmer ou rejeter les dépendances trouvées.

Les travaux sur ce site d'étude (détection de l'humidité de surface avec imagerie satellitaire) ont ensuite été intégrés à un projet européen nommé CLIMB (*Climate induced changes on the hydrology of Mediterranean basins: Reducing uncertainty and qualifying risk through an integrated monitoring and modelling system*) (CLIMB, 2014). CLIMB est un projet multidisciplinaire et international ayant pour but de développer des outils d'avant-garde pour réduire les incertitudes dans les analyses des impacts du changement climatique, et d'appliquer ces outils pour évaluer les risques et la vulnérabilité de la ressource en eau dans différentes régions du bassin méditerranéen. Son but était de créer et mettre en œuvre des stratégies d'adaptation pour une gestion durable des ressources en eau, en combinant des mesures de terrain, la télédétection, la modélisation hydrologique, et des études socio-économiques. L'implication de l'INRS dans le projet CLIMB a couvert l'utilisation de la télédétection, plus précisément

l'imagerie SAR, afin de faire un suivi de l'humidité du sol, et la modélisation des flux de surface et des flux souterrain à l'aide de modèles hydrologiques comme CATHY (Camporese *et al.*, 2010).

Dans le cadre de ce projet CLIMB, les recherches de Lu Dong (2011; 2013) en Sardaigne ont porté sur l'application de modèles semi-empiriques soit ceux d'Oh (2004; 1992; 1994) et de Dubois (1995), théoriques soit IEM et AIEM (Fung & Pan, 1987; Wu *et al.*, 2008), ainsi que sur l'utilisation de la longueur de corrélation empirique (Baghdadi *et al.*, 2006a) ou l'approche de Rahman (2008). Dong a proposé une approche fonctionnelle pour l'inversion de l'humidité du sol à l'échelle de la parcelle à partir d'images SAR en bande C dans un environnement semi-aride. Ces travaux étaient basés sur une base de données d'images ENVISAT SAR et RADARSAT-2 acquises en 2008 et 2009, combinées à des données *in situ* qualifiant les propriétés du sol. Il a testé les corrélations de l'humidité du sol avec les images ayant différents angles d'incidence et différentes polarisations. Dans son analyse, il a incorporé toutes les images en mode ascendant et descendant. Il a aussi intégré les valeurs de rugosité calculées sur le terrain à partir de la méthode photogrammétrique. Les valeurs de rugosité doivent être très précises afin d'être utilisées dans un modèle de simulation. Néanmoins, les erreurs liées à la rugosité ont rendu l'estimation de l'humidité difficile. L'aboutissement de ses travaux a montré qu'il est possible d'adopter le modèle AIEM (*Advanced Integral Equation Model*) dans le but d'estimer localement l'humidité de surface du sol (à une profondeur de 5-8 cm) avec un intervalle de confiance d'environ 5-6 % pour des champs agricoles nus d'un milieu semi-aride. Sa méthode est développée à l'échelle de la parcelle, sur une base hebdomadaire, à partir du signal copolarisé (VV ou HH) d'images SAR en bande C. Ces recherches ont donc permis de confirmer le potentiel des images radar pour l'estimation de l'humidité du sol à l'échelle de la parcelle à partir de modèles théoriques sur ce type de région. Par contre, les résultats présentent tout de même des difficultés liées à l'influence de la rugosité du sol sur le signal et à la détection de l'humidité de surface lorsqu'elle est très faible.

C'est ainsi que ce projet de doctorat s'est développé, ayant comme objectif de répondre au besoin initial du projet CLIMB de développer des outils, à l'échelle régionale, permettant d'améliorer la prise de décision et la gestion des ressources en eau des régions méditerranéennes très affectées par les changements climatiques. Le but de cette thèse est de

fournir aux gestionnaires des cartes régionales d'humidité estimées à partir d'images radar (ENVISAT ASAR et RADARSAT-2) ou LANDSAT 5, et d'identifier les zones potentiellement très bien ou très mal drainées à une résolution de 30 mètres, et ce même durant les périodes de sécheresse. La méthodologie développée pourra être reprise par les professionnels de la Sardaigne afin de mettre les cartes à jour et d'orienter leurs éventuels travaux sur le terrain en fonction de la nouvelle famille de l'ESA, les satellites Sentinel du programme Copernicus (ESA, 2014a; ESA, 2014c), de même que du satellite LANDSAT 8 lancé en 2013 (USGS, 2014a).

1.6 Hypothèse et Objectifs

D'une part, les images satellitaires radar et optique/thermique ont déjà prouvé leur potentiel pour estimer l'humidité de surface du sol. Le chapitre 2 va d'ailleurs résumer l'état d'avancement de la recherche en télédétection de l'humidité du sol. D'autre part, les cartes pédologiques permettent d'établir des zones homogènes où les qualités de drainage du sol sont potentiellement similaires (section 1.3). L'hypothèse posée dans le cadre de cette thèse est qu'il existe un lien entre l'information obtenue à partir des images satellitaires sur les propriétés hydriques du sol et les zones identifiées sur la carte pédologique comme étant potentiellement très bien ou très mal drainées.

Beaucoup de recherches sont faites à l'échelle parcellaire avec des modèles d'inversions théoriques à partir des images radar *e. g.* : (Baghdadi *et al.*, 2011; Brogioni *et al.*, 2010; Dong *et al.*, 2013; Nearing *et al.*, 2010; Wu *et al.*, 2008), celles-ci sont essentielles à la compréhension de l'interaction du signal radar avec tous les paramètres du sol afin de pouvoir améliorer l'estimation de l'humidité de surface pour différents types de terrain. D'autres recherches, comme celle réalisée par Campo *et al.* (2011) pour l'Italie, présentent une vision globale des propriétés du sol en cartographiant à l'aide de satellites ayant une résolution grossière (résolution de l'ordre des km) les variations d'humidité du sol sur de vastes territoires, ce qui est essentiel au développement de modèles climatologiques et à la compréhension des variations temporelles de conditions d'assèchement et de dégradation du sol. Dans le cas de cette étude portant sur une plaine agricole d'une région semi-aride, l'intérêt réside non pas dans les variations multi-temporelles à l'échelle globale (puisqu'elles sont relativement les mêmes d'une année à l'autre), ni dans l'estimation précise et théorique de quelques parcelles,

mais plutôt dans les variations spatiales d'humidité des surfaces à l'échelle régionale. Ainsi, c'est la cartographie de l'humidité de surface d'une plaine agricole qui est mise de l'avant, dans le but d'aider les gestionnaires à prendre des décisions concernant l'irrigation de leur territoire, et de planifier stratégiquement d'éventuelles campagnes de terrain pour l'amélioration de modèles d'inversion des données obtenues à partir des images satellitaires. Le tout afin de mieux mesurer en temps réel les besoins d'irrigation tout en maximisant le rendement de la ressource «eau», de plus en plus rare et coûteuse. La figure 1.6 situe le sujet de cette recherche doctorale (Filion *et al.*, 2015) dans le contexte des recherches faites pour répondre au besoin de gestion de l'eau en milieu semi-aride avec l'apport de la télédétection selon les différentes échelles considérées.

L'objectif principal de la thèse est donc de répondre au besoin imminent d'améliorer les outils de gestion de l'eau des régions de la Méditerranée en produisant des cartes régionales d'humidité estimées sensibles aux qualités de drainage du sol, à partir d'une relation empirique développée à l'échelle locale avec des images radar (ENVISAT ASAR et RADARSAT-2) et optiques / thermique (LANDSAT 5), ainsi que des données *in situ*.

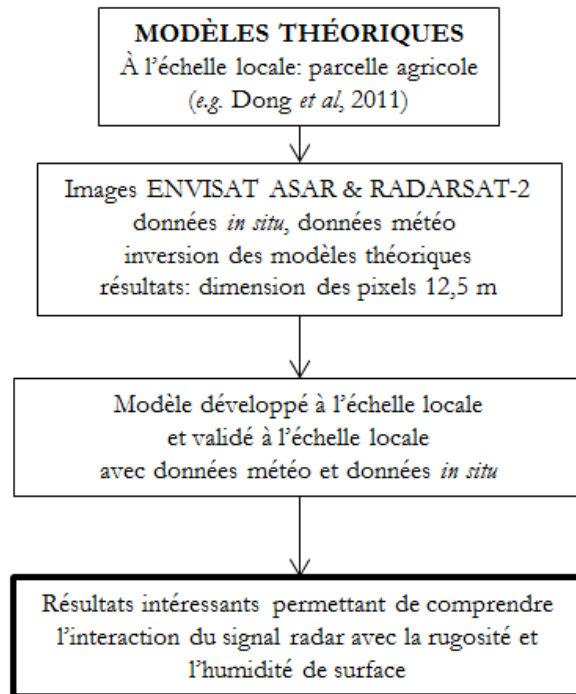
Les objectifs spécifiques se définissent ainsi :

1. Développer un modèle empirique pour estimer les valeurs d'humidité du sol en utilisant toutes les données *in situ* prélevées simultanément aux passages des satellites ENVISAT et RADARSAT-2, de 2005 à 2009;
 - Évaluer les corrélations entre les valeurs de rétrodiffusion radar et l'humidité du sol mesurée à l'échelle locale;
 - Valider les valeurs d'humidité du sol estimées à partir du modèle radar.
2. Développer un modèle empirique afin d'estimer les valeurs d'humidité du sol en utilisant toutes les données *in situ* prélevées simultanément aux passages du satellite LANDSAT 5, de 2005 à 2009;
 - Évaluer les corrélations entre la pente du TVX et l'humidité du sol mesurée dans les parcelles;
 - Valider les valeurs d'humidité du sol à partir du modèle LANDSAT.
3. Comparer les résultats des deux modèles empiriques développés à l'échelle locale.

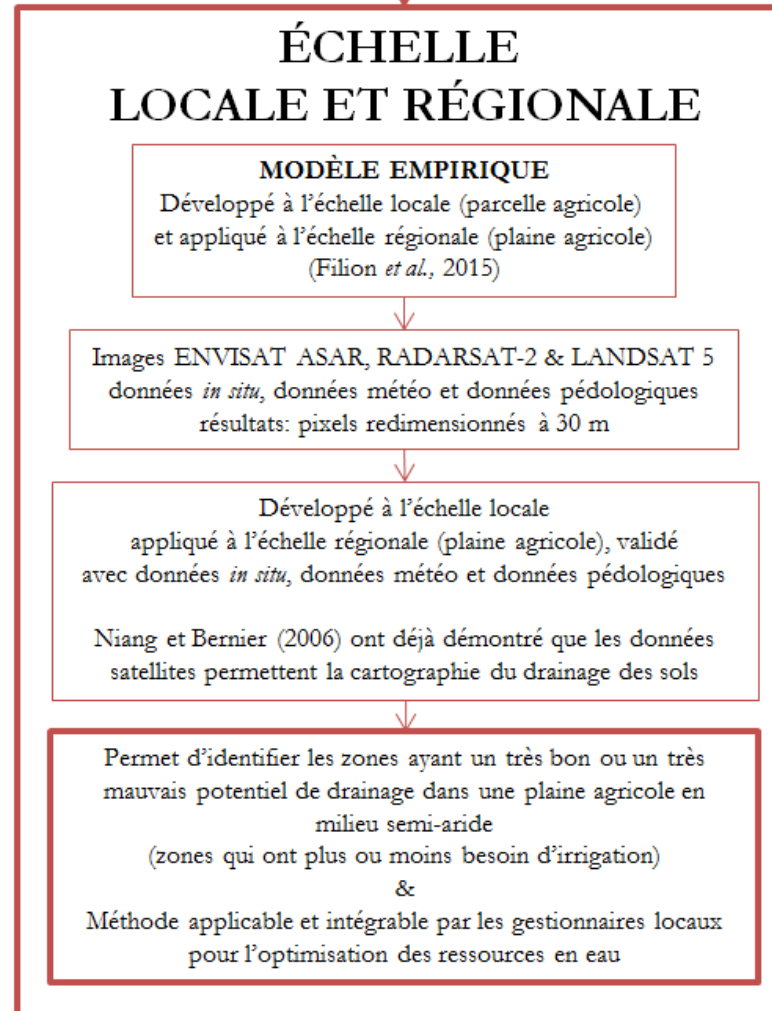
4. Appliquer les relations empiriques développées à l'échelle locale sur les sols agricoles et les sols nus de la plaine du Campidano afin de créer des cartes d'humidité du sol à partir des images satellitaires.
5. Identifier les zones potentiellement très bien et très mal drainées de la plaine agricole, à partir des cartes d'humidité estimées et de la carte pédologique.

**JUSTIFICATION DE L'UTILISATION D'UNE RELATION EMPIRIQUE DÉVELOPPÉE
À L'ÉCHELLE LOCALE POUR ESTIMER L'HUMIDITÉ DE SURFACE (sols nus)
ET APPLICATION DE LA MÉTHODE À L'ÉCHELLE RÉGIONALE**
(Étude réalisée pour la plaine du Campidano en Sardaigne, Italie)

ÉCHELLE LOCALE



**ÉCHELLE
LOCALE ET RÉGIONALE**



ÉCHELLE GLOBALE

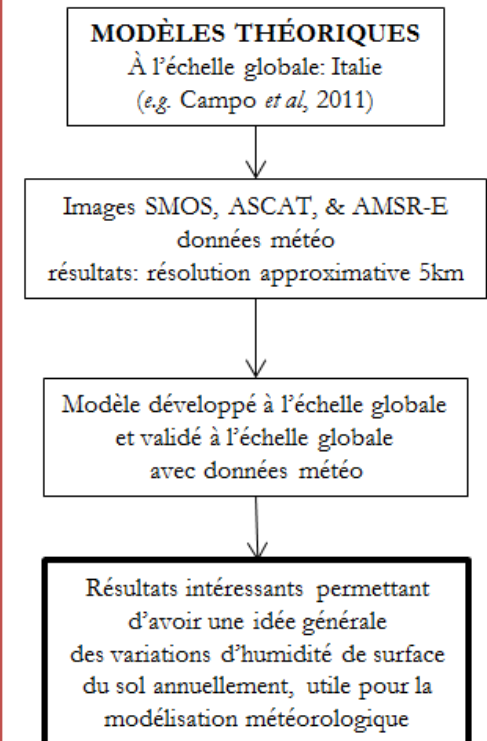


Figure 1.6 Schéma présentant l'échelle de recherche de la thèse

1.7 Plan du document

Cette thèse est divisée en 7 chapitres. Ce premier chapitre a défini le contexte et la problématique de recherche, l'hypothèse et les objectifs du présent travail doctoral.

Le chapitre 2 présente une revue de littérature sur la télédétection pour une gestion de l'eau efficace en milieu agricole, à la fois avec les images optiques / thermiques (section 2.2) et les images radar (section 2.3). Il se termine en présentant les futurs capteurs et le potentiel d'intégration de données optiques / thermiques et radar.

Le chapitre 3 caractérise le territoire et plus précisément le site d'étude, tout en présentant les techniques de mesures pour les prises de données *in situ* lors des campagnes de terrain.

Les chapitres 4 et 5 portent sur le développement d'un modèle empirique à partir de données radar (chapitre 4) et LANDSAT (chapitre 5) pour estimer l'humidité du sol à l'échelle locale. Ces deux chapitres débutent par une brève introduction, la présentation des prétraitements effectués sur les images satellitaires et la base de données disponible. Le développement de la relation empirique est ensuite présenté, suivi de la validation du modèle et d'une brève conclusion. La comparaison des résultats obtenus à l'échelle locale à partir des deux approches ou modèles est présentée à la fin du chapitre 5.

Le chapitre 6 présente les résultats de la cartographie régionale des propriétés de drainage des sols à partir d'images satellitaires et de la carte pédologique de la Sardaigne. Ce chapitre présente les résultats obtenus suite à l'analyse des variations temporelles et spatiales des valeurs d'humidité estimées à partir des images radar ou optiques / thermiques.

La figure 1.7 résume graphiquement l'approche méthodologique suivie pour produire des cartes régionales d'humidité du sol, sensibles aux qualités de drainage du sol, ainsi que la structure de la thèse.

Enfin, discussion et conclusion générale sont présentées au chapitre 7 et complètent cette thèse de doctorat.

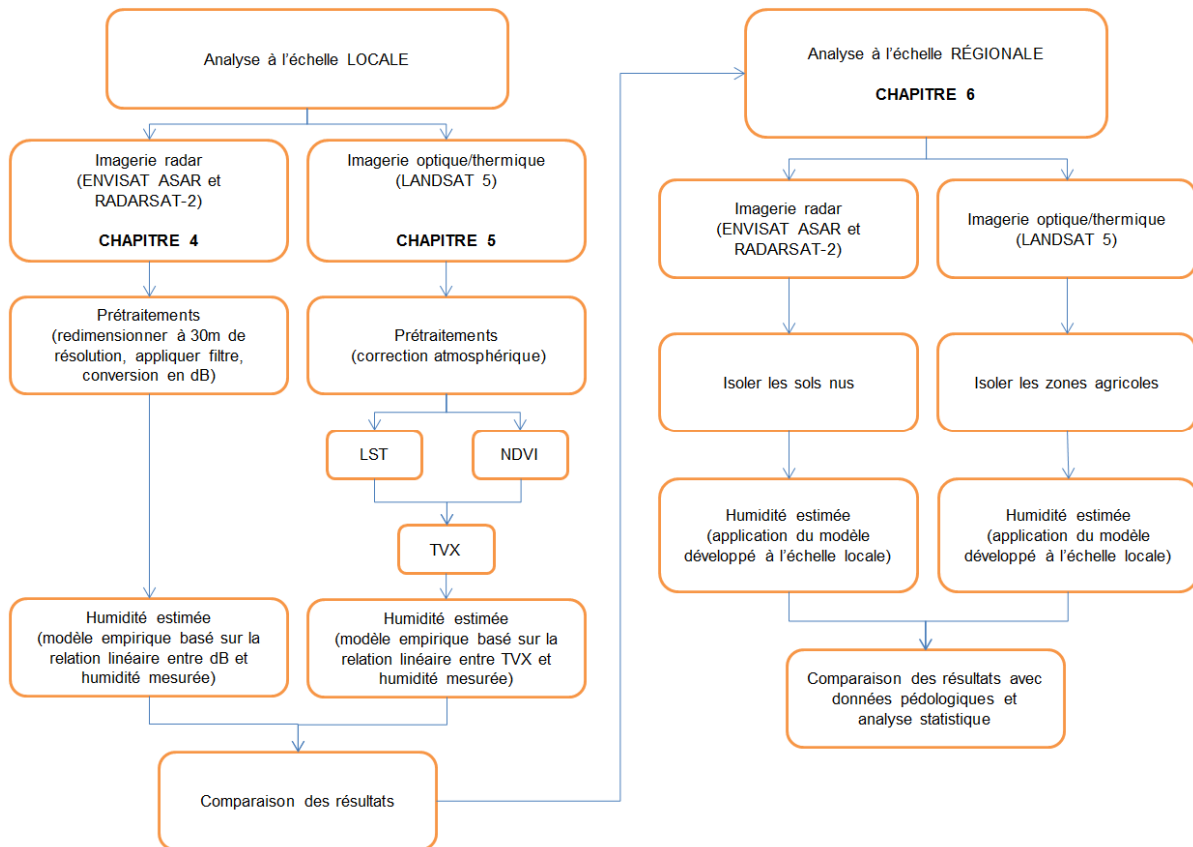


Figure 1.7 Schéma de la méthodologie générale et de la structure de la thèse

2. L'APPORT DE LA TÉLÉDÉTECTION POUR UNE GESTION DE L'EAU EFFICACE EN MILIEU AGRICOLE SEMI-ARIDE

2.1 Introduction

« La télédétection est la technique qui, par l'acquisition d'images, permet d'obtenir de l'information sur la surface de la Terre sans contact direct avec celle-ci. La télédétection englobe tout le processus qui consiste à capter et à enregistrer l'énergie d'un rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi, à traiter et à analyser l'information, pour ensuite mettre en application cette information. » (CCRS, 2014).

Le potentiel de la télédétection pour obtenir de l'information sur les propriétés des sols afin de faire progresser les domaines de l'hydrologie et de la gestion des ressources en eau à l'échelle régionale et du bassin versant, est reconnu depuis les années 70 (Bandara *et al.*, 2014; Batlivala & Ulaby, 1976; Obade & Lal, 2013; Ochsner *et al.*, 2013; Pietroniro & Leconte, 2000; Pietroniro & Leconte, 2005; Rast *et al.*, 2014; Shoshany *et al.*, 2013; Wagner *et al.*, 2007; Wang & Qu, 2009). Une grande variété de capteurs aéroportés et satellitaires, opérant dans le visible, le proche infrarouge et les micro-ondes, ont été évalués compte tenu de leurs propriétés distinctes et de leur mode d'acquisition de données. Un résumé des techniques de télédétection pour l'estimation de l'humidité du sol est présenté au tableau 2.1.

Tableau 2.1: Techniques de télédétection pour l'estimation de l'humidité de surface du sol, tableau adapté de (Engman, 1991; Moran *et al.*, 2004; Wang & Qu, 2009)

Type de Télédétection	Domaine du spectre électromagnétique	Propriétés observées	Avantages	Limitations
Optique / thermique	Visible et infrarouge réfléchi	Réflexion du sol	Résolution spatiale allant de faible à très haute Couverture temporelle et spatiale variée	Pénétration limitée de la surface Contamination par les nuages Plusieurs sources de bruits
	Infrarouge thermique	Température du sol	Résolution spatiale faible à moyenne Couverture variée Concept physique bien compris et documenté	Pénétration limitée de la surface Contamination par les nuages Perturbation par les conditions météorologiques et la présence de végétation
Micro-ondes	Passives	Température de brillance Propriétés diélectriques Température du sol	Faible bruit atmosphérique Pénétration modérée de la surface Large couverture Concept physique bien compris et documenté	Résolution spatiale faible Perturbation par la rugosité de surface et la présence de végétation
	Actives (radar)	Signal de rétrodiffusion Propriétés diélectriques	Faible bruit atmosphérique Pénétration modérée de la surface Haute résolution spatiale Concept physique bien compris et documenté	Couverture limitée Perturbation par la rugosité de surface et la présence de végétation

Les capteurs opérant dans le domaine de l'optique utilisent l'énergie lumineuse du soleil réfléchi sur les objets et ceux opérant dans le thermique, l'énergie absorbée et émise par les objets. Les données acquises dans l'infrarouge thermique peuvent être utilisées pour observer les propriétés du sol en se basant sur le principe de l'indice de végétation et de la température de surface (TVX), qui dépend de l'humidité de surface d'un sol (Carlson, 2007; Carlson *et al.*, 1994). Les chercheurs ont présenté des résultats intéressants en utilisant ce type de technique (Carlson, 2007; Carlson *et al.*, 1994; Kim & Hogue, 2012; Sandholt *et al.*, 2002; Wang *et al.*, 2011). Cependant, la télédétection dans le spectre du visible ou de l'infrarouge thermique est limitée en raison de sa vulnérabilité aux couverts nuageux.

Les capteurs opérant dans les micro-ondes passives ou actives, tel le radar, ont l'avantage de pouvoir être utilisés de nuit et en présence de nuages. Le radar est un bon outil pour obtenir des mesures quantitatives quant aux propriétés du sol puisque le signal de rétrodiffusion du radar dépend de son interaction avec l'humidité du sol, la topographie, la rugosité de la surface, et la quantité/type de couvert végétal. Le radar est sensible à la constante diélectrique du sol qui est une fonction du taux d'humidité (Ulaby & Long, 2014; Ulaby *et al.*, 1986). Malgré le défi lié à la sensibilité du radar à toutes ces propriétés du sol qui complique l'isolement de l'apport de la variable humidité du sol dans la force du signal, plusieurs chercheurs ont tout de même obtenu de bons résultats avec ce type d'images au cours des dernières années (Baghdadi *et al.*, 2011; Baghdadi *et al.*, 2008a; Kornelsen & Coulibaly, 2013; Moran *et al.*, 2004; Park, 2011; Seneviratne *et al.*, 2010; Shi *et al.*, 2012).

Certains satellites, équipés soit de capteurs micro-ondes (SMOS (*Soil Moisture and Ocean Salinity*), ASCAT (*Advanced SCATterometer*), AMSR-2 (*Advanced Microwave Scanning Radiometer*), SMAP (*Soil Moisture Active Passive*) ou de capteurs optiques (MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), SEVIRI (*Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager*)), ont pour but de produire des couvertures globales journalières et permettent ainsi l'estimation de l'humidité du sol à partir d'immenses bases de données. Ces capteurs permettent de faire un suivi global des changements de conditions à la surface du sol avec une résolution de l'ordre du kilomètre mais manquent de précision à l'échelle régionale (variations à l'échelle de la plaine agricole) et locale (variations à l'échelle locale), phénomène amplifié lorsqu'il y a présence de forêt (Campo *et al.*, 2011; Parinussa *et al.*, 2011).

Certains capteurs optiques, thermiques et radar ont des résolutions spatiales plus fines, de l'ordre du mètre, et permettent un suivi moins rapide (quelques jours) mais plus précis des variations de l'humidité de surface. Présentés plus en détail dans la section suivante, les satellites radar et LANDSAT permettent d'estimer l'humidité de surface à l'échelle locale et régionale dans le but de fournir de l'information utile à la gestion locale de la ressource en eau.

Toutefois, ces capteurs satellitaires permettent seulement d'estimer et de faire le suivi de l'humidité de la couche superficielle du sol. Combinées à des modèles hydrologiques (Niu *et al.*, 2014a; Niu *et al.*, 2014b; Rast *et al.*, 2014), les données satellitaires peuvent être utilisées pour simuler les processus d'évolution de l'humidité du sol comme l'infiltration, l'évapotranspiration, la percolation et le drainage. Il a été démontré que l'apport des données de télédétection provenant de plusieurs sources (satellites radar et optiques / thermiques) intégrées dans un modèle hydrologique de simulation de données permet d'estimer le contenu en eau pour des surface nues (Yu *et al.*, 2014).

Par contre, les motifs politiques, économiques et technologiques semblent être plus importants lors de la conception de missions d'observation de la Terre, plutôt que les besoins et les exigences de la communauté géo-scientifique (Wagner *et al.*, 2009). La télédétection est souvent sous-utilisée dans le domaine des sciences de la Terre et de l'hydrologie (Wagner *et al.*, 2009). Actuellement, si les gestionnaires des ressources en eau désirent obtenir ce type d'information globale sur l'humidité du sol, ils doivent employer du personnel hautement qualifié pouvant accomplir ce travail, avec un support technique minimal. Car en effet, afin d'obtenir de l'information sur le profil de l'humidité de surface beaucoup de technologies complexes (traitement d'images en télédétection, modélisation en télédétection, modélisation en hydrologie, etc.) et de compétences (analystes géo-spatiales, gestionnaires de bassins versants, etc.) sont nécessaires (Wagner *et al.*, 2009). Idéalement, l'ultime objectif serait une agence spatiale gouvernementale produisant toute l'information nécessaire (pour des résolutions, couvertures et fréquences données) pour les gestionnaires des ressources en eau (Moran *et al.* 2004). Des efforts sont faits dans ce sens. Par exemple, dans le cadre de la mission SMAP qui vient d'être lancée en janvier 2015, la NASA va produire et rendre accessibles des cartes d'humidité du sol mais à des résolutions de l'ordre du kilomètre.

Les nouveaux programmes d'observation de la Terre Copernicus avec les satellites Sentinelles 1 à 6 de l'Agence Spatiale Européenne (ESA, 2014a), et RADARSAT Constellation de l'Agence Spatiale Canadienne (ASC, 2013a), sont les plus ambitieux jusqu'à ce jour, et visent aussi à démocratiser l'accès aux ressources de télédétection en fournissant des produits de pointe gratuitement. Pour les données optiques et thermiques, le satellite LANDSAT 8, produit d'une collaboration entre la NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) et le USGS (*United States Geological Survey*), a été lancé en février 2013 et offre des images gratuites déjà géoréférencées (Arellano, 2015; NASA, 2013; USGS, 2014a). Ces nouveaux programmes sont conçus pour fournir des informations précises et fréquentes qui seront facilement disponibles pour améliorer la gestion et la compréhension du changement climatique sur l'environnement.

L'Agence Spatiale Européenne (ESA) et l'Union Européenne ont développé conjointement le programme de surveillance de la Terre le plus ambitieux jusqu'à maintenant : Copernicus (EC, 2015; ESA, 2014a). Autrefois nommé GMES : *Global Monitoring for Environment and Security*, ce programme prévoit rendre facilement accessible de l'information précise et rapide sur l'observation de la Terre, afin d'améliorer la gestion de l'environnement, comprendre et atténuer les effets des changements climatiques, et enfin assurer la sécurité civile (EC, 2015). Ce programme rassemble un ensemble de données obtenues à partir de plusieurs satellites environnementaux et d'instruments de mesures *in situ*, afin de produire une vue globale et complète de l'état de notre planète.

Les deux prochaines sections de ce chapitre présentent les théories et concepts de même que le potentiel et les limitations de l'imagerie optique/thermique (2.2) et de l'imagerie radar (2.3). La dernière section (2.4) discute de l'intégration de données provenant des capteurs radar, optiques et thermiques.

2.2 La télédétection optique et l'infrarouge thermique

La télédétection optique/thermique pour l'estimation de l'humidité de surface se fait à la fois dans le domaine du visible et celui de l'infrarouge (NRCAN, 2014). Les bandes spectrales dans le domaine du visible et du proche infrarouge (IR) mesurent la réflectance, définie comme étant l'énergie du soleil réfléchi par la cible à la surface de la Terre (Figure 2.1). Le spectre du visible va de 0,4 à 0,7 μm et le proche IR réfléchi de 0,7 à 3 μm .

Les bandes situées dans la partie de l'IR thermique du spectre mesurent quant à elles l'énergie du soleil absorbée et retransmise par la cible à la surface de la Terre sous forme de chaleur, de rayonnement, et ce à des longueurs d'ondes de 3 à 100 μm . La portion réfléchie de l'infrarouge est utilisée en télédétection de la même façon que la portion du visible, alors que la portion thermique doit être traitée différemment.

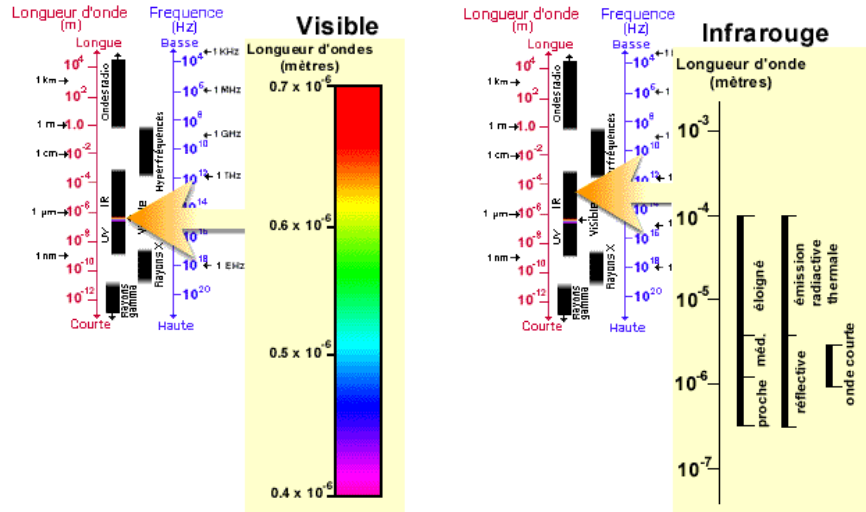


Figure 2.1 Les portions du visible et de l'infrarouge dans le spectre électromagnétique (NRCAN, 2014)

L'effet de l'humidité du sol sur la réflectance est reconnu par les scientifiques depuis 1925 (Ångström, 1925). Plusieurs approches empiriques ont été proposées depuis les années 60 et sont présentées dans la revue de littérature de Wang et Qu (2009). En 2007, Wang et Qu (2007) ont présenté un index de sécheresse multi-bandes normalisé (NMDI : *Normalised Multiband Drought Index*) pour détecter l'humidité des sols et de la végétation, basé sur la signature spectrale des sols et de la végétation. En général, la différence entre l'absorption de l'eau dans le sol et de la végétation à travers deux bandes spectrales différentes présente un potentiel pour la détection de la teneur en eau dans le sol et la végétation. Par contre, cette technique est tout de même limitée puisque ces bandes peuvent être contaminées par la présence d'un voile nuageux plus ou moins opaque et que la différence entre la contribution des différents facteurs influençant la réflectance de l'humidité du sol n'est peut-être pas minimisée efficacement (Wang & Qu, 2009).

Dans le domaine de l'infrarouge thermique, l'estimation de l'humidité de surface est basée sur l'utilisation des mesures de températures de surface combinées avec des indices de

végétation. Cette méthode est nommée le TVX (*Temperature/Vegetation Index*), soit l'indice de température et de végétation (Carlson, 2007; Carlson *et al.*, 1994; Gillies *et al.*, 1997; Higuchi *et al.*, 2007; Petropoulos *et al.*, 2009), et démontre qu'il y a une relation unique, parfois nommée le «Triangle Universe», entre l'humidité du sol, l'indice de végétation normalisé (NDVI : *Normalised Vegetation Index*) et la température de la surface terrestre (LST : *Land Surface Temperature*).

2.2.1 Indice de végétation normalisé (NDVI)

Le NDVI est l'un des indices les plus couramment utilisés pour l'analyse de l'évolution saisonnière de la végétation, la prévision des récoltes à l'échelle régionale et l'évolution des couverts forestiers (Atzberger, 2013; Deering, 1978). Le NDVI est préféré pour la surveillance globale de la végétation car il compense partiellement les changements des conditions d'illumination, la pente des surfaces et les angles de vue. Il est calculé à partir des bandes du proche IR et du rouge (R) (équation 2.1):

$$NDVI = \frac{\text{proche IR} - R}{\text{proche IR} + R}$$

2.1

Les nuages, l'eau et la neige réfléchissent davantage dans le visible que dans le proche infrarouge, le NDVI est alors négatif pour ces surfaces. Les surfaces rocheuses et le sol nu ont des valeurs de réflexion similaires dans l'IR et le R et produisent un indice de végétation proche de zéro. Dans les scènes avec végétation, le NDVI peut varier de -1 à +1, les valeurs les plus élevées étant associées à une végétation dense et à du feuillage très vert (NOAA, 2007).

2.2.2 Température de surface du sol (LST)

La température de surface du sol (*Land Surface Temperature*: LST) est obtenue à partir de l'infrarouge thermique (IR). La LST correspond à la température proche de la surface terrestre, mais non à la température de l'air. Afin de la calculer à partir des données satellitaires, la méthodologie est décrite dans l'article de Tan *et al.* (2010). La LST est calculée à partir de l'équation 2.2 (Weng *et al.*, 2004) pour une longueur d'onde se situant entre (10,44-12,42 μm):

$$LST = \frac{Tb}{1 + \left(\lambda \frac{Tb}{\rho}\right) \ln \varepsilon}$$

2.2

Où :

Tb = température de brillance (obtenue à partir de l'équation 2.3)

ε = émissivité

λ = longueur d'onde du rayonnement émis (11,5 μm)

$\rho = h \times c / \sigma$ (1,438 $\times 10^{-2}$ m K)

σ = constante de Boltzmann (1,38 $\times 10^{-23}$ J K⁻¹)

h = constante de Planck (6,626 $\times 10^{-34}$ Js)

c = vitesse de la lumière (2,998 $\times 10^8$ m sec⁻¹)

La conversion de la température de brillance (**Tb**) à partir de la radiance (ou luminance) (L_λ) d'un capteur est présentée à l'équation 2.3 (Chander *et al.*, 2007; Chander *et al.*, 2009). La température de brillance est adaptée aux spécificités du satellite LANDSAT TM 5 (dans le cas de notre étude). Puisque la bande thermique correspond à une température radiométrique, la conversion en température de brillance demande une correction du rayonnement atmosphérique (Girard & Girard, 2010). Cette correction est faite lors de la correction atmosphérique.

$$Tb = \frac{K_2}{\ln \left[\frac{K_1}{L_\lambda} + 1 \right]}$$

2.3

Où :

Tb = température de brillance en Kelvin

$K_2 = 1260,56$ constante de calibration (mW.cm⁻².ster.μm⁻¹)

$K_1 = 60,776$ constante de calibration (mW.cm⁻².ster.μm⁻¹)

L_λ = luminance spectrale du capteur [W/(m² sr μm)]

ln = logarithme naturel

K_2 et K_1 sont les constantes de calibration spécifique de la bande thermique du satellite LANDSAT TM 5 exprimée en mW.cm⁻².ster.μm⁻¹ (Barsi *et al.*, 2007; Tan *et al.*, 2010). La

luminance, $L\lambda$, se calcule à partir des comptes numériques selon l'équation 2.4 exprimée en $mW.cm^{-2}.ster.\mu m^{-1}$:

$$L\lambda = gain * QCAL + biais$$

2.4

Le *gain* et le *biais* sont inclus dans les métadonnées de chaque image et le *QCAL* correspond à la valeur du pixel en compte numérique calibrée pour la bande thermique (bande 6 dans le cas de LANDSAT 5).

L'émissivité (ϵ) des surfaces de l'équation 2.2 est obtenue à partir des valeurs du NDVI minimal de 0,2 et maximal de 0,5 (Jimenez-Munoz *et al.*, 2009; Sobrino *et al.*, 2004). Un NDVI de moins de 0,2 suggère un pixel de sol nu dont l'émissivité moyenne est de 0,97; alors qu'un NDVI de plus de 0,5 suggère un pixel couvert de végétation dont l'émissivité moyenne est de 0,99 (Sobrino *et al.*, 2004). Pour les valeurs de NDVI se situant entre 0,2 et 0,5 les pixels devraient être d'une composition mixte, donc une surface comportant à la fois des sols nus et de la végétation, et l'émissivité se calcule comme suit (équation 2.5) :

$$\epsilon = Pv (\epsilon v - \epsilon s) + \epsilon s$$

$$\epsilon = Pv (0,004) + 0,986$$

2.5

Où

ϵv = Émissivité de la végétation = 0,99 , valeur typique pour la végétation (Sobrino et al., 2004)

ϵs = Émissivité du sol = 0,986 , valeur choisie pour le sol à partir de la librairie spectrale d'ASTER pour la bande thermique TM6 (NASA, 2012; Sobrino et al., 2004).

Pv = Portion de végétation obtenue avec l'équation 2.6 selon (Carlson & Ripley, 1997)

$$Pv = \left[\frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \right]^2$$

2.6

Où

$NDVI_{max} = 0,5$

$NDVI_{min} = 0,2$

2.2.3 Indice de température/végétation (TVX)

Le TVX est une relation reliant la résistance des terrains à l'évaporation et l'humidité du sol à travers la pente de l'espace LST/NDVI (Carlson, 2007; Carlson *et al.*, 1994; Fillol & Royer, 2003; Nemani *et al.*, 1993). Cette relation se base sur les propriétés d'émission des feuilles dans les longueurs d'onde du rouge et de l'infrarouge (NDVI) combinées avec les faibles émissions thermiques (LST) des plantes par rapport aux fortes variations thermiques des sols nus. Par exemple, durant la journée, les feuilles des plantes ont une température proche de celle de l'air alors que des sols nus et secs atteindront des températures bien supérieures à celle de l'air.

Le TVX est donc une valeur de pente calculée avec les valeurs de NDVI et de LST pour chacun des pixels d'une image optique / thermique. Afin de calculer une valeur de pente pour chaque pixel, il faut tout d'abord décider de la taille de la fenêtre mobile ($n \times n$ pixels) des bandes de LST et de NDVI prises en considération pour calculer la valeur de pente TVX du pixel central de la même fenêtre mobile. Cela est fait en comparant le coefficient de détermination (R^2) obtenu lorsque l'on compare les valeurs de pente TVX avec les valeurs d'humidité mesurées à un site correspondant.

La figure 2.2 présente une description schématique de la relation du «Triangle Universel», tirée de la revue de littérature de (Wang & Qu, 2009).

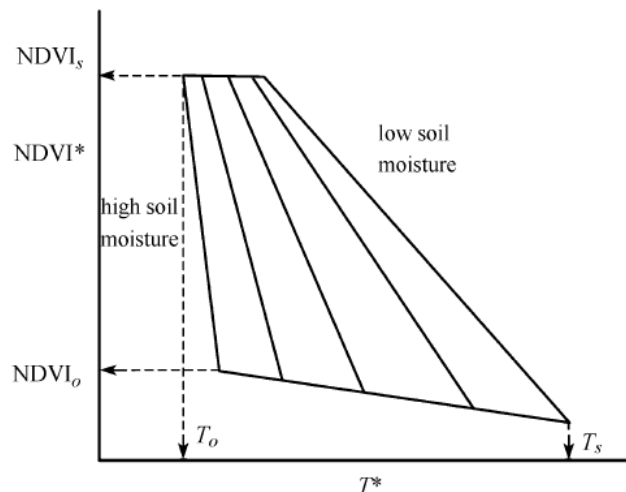


Figure 2.2 La relation du «Triangle Universel» (Chauhan *et al.*, 2003; Kotchi, 2015; Xin *et al.*, 2006), tirée de l'article (Wang & Qu, 2009)

L'abscisse représente l'échelle des températures de surface (équation 2.7) et l'ordonnée l'échelle du NDVI (équation 2.8) :

$$T^* = \frac{T - T_o}{T_s - T_o} \tag{2.7}$$

$$NDVI^* = \frac{NDVI - NDVI_o}{NDVI_s - NDVI_o} \tag{2.8}$$

Où T et $NDVI$ représentent les valeurs observées de LST et $NDVI$ respectivement, et où o et s représentent les valeurs minimales et maximales.

Le TVX présente en général une relation de pente négative. La figure 2.3 illustre un schéma de la relation du TVX entre les variations de LST et le type de surface du sol. L'on peut effectivement voir que lorsque la végétation est dense, cette dernière a une faible température de surface et une valeur de NDVI forte. Par contre, lorsque le sol est nu, une température élevée de ce dernier correspond plutôt à un NDVI faible. Ainsi, la limite supérieure est la limite sèche et la limite inférieure constitue la limite humide des surfaces.

Dans des conditions climatiques sèches, plus il y aura de couvert végétal dense, plus le NDVI sera fort (proche de 0,8) et la température de surface demeurera fraîche (énergie concentrée à la transpiration pour les plantes), créant ainsi une pente négative lorsque comparée à des sols nus où la température de surface sera supérieure à celle des couverts denses de végétation (pour un sol nu : énergie concentrée à augmenter la température du sol, car faible évaporation en temps sec).

Chaque pixel de l'image peut être placé dans l'espace LST/NDVI et l'on peut en déduire son taux d'humidité selon l'angle de la pente qui le définit. L'utilisation du triangle est possible si la zone étudiée présente une large diversité de sols et de couvert végétal afin de décrire le triangle le plus complètement possible.

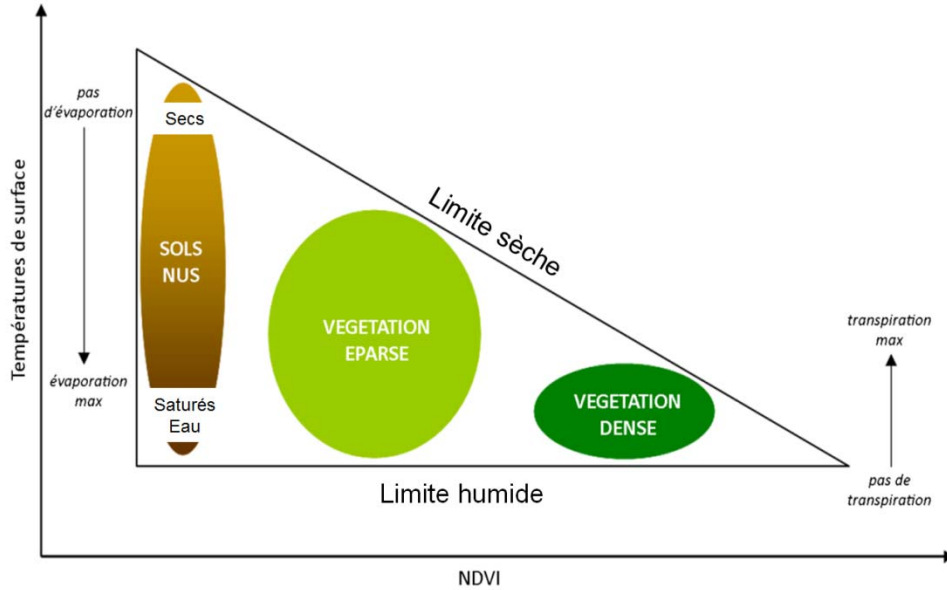


Figure 2.3 Relation simplifiée entre les LST et le NDVI, soit le TVX (Lambin & Ehrlich, 1996; Petropoulos *et al.*, 2009)

Plusieurs variations ont été données à ce triangle (Carlson, 2007; Lambin & Ehrlich, 1996; Nemani *et al.*, 1993; Petropoulos *et al.*, 2009; Sandholt *et al.*, 2002) et malgré que ces approches soient souvent empiriques et dépendantes des conditions météorologiques locales et des types de couverture du sol, elles suggèrent des résultats intéressants toujours avec les mêmes contraintes des images optiques / thermiques soit la présence de nuages et une information provenant de la couche peu profonde du sol (Moran *et al.*, 2004).

Cette approche a été privilégiée afin d'obtenir des cartes régionales d'humidité estimée (plaine agricole), afin de comparer les résultats obtenus avec des images radar (section suivante). En effet, la série LANDSAT est le seul type de satellite à avoir un capteur opérant dans une bande thermique avec une haute résolution spatiale et permettant de calculer la LST, et donc d'obtenir une pente TVX, avec une résolution de 120 mètres pour LANDSAT 5 et de 100 mètres pour LANDSAT 8 (voir tableau 2.2).

Le TVX semble être une méthode efficace pour le suivi des conditions d'humidité de surface du sol (Higuchi *et al.*, 2007; Sandholt *et al.*, 2002; Zhang *et al.*, 2014). Notre recherche vise donc à évaluer l'utilisation de ce type d'images et de cette technique pour estimer l'humidité de surface des sols agricoles dans un milieu semi-aride, bien que très peu de données *in situ* soient disponibles puisque les campagnes de terrain n'étaient pas prévues en fonction de ce satellite au départ, et de comparer les résultats avec des cartes obtenues à partir d'images

radar ayant des pixels d'une dimension de 6,25 m (RADARSAT-2) et 12,5 m (ENVISAT ASAR). De plus, une étude a été publiée en 2011 par (Campo *et al.*) sur le suivi de l'humidité du sol pour l'ensemble de l'Italie ayant utilisé des valeurs de LST. Ceux-ci semblent avoir pu cartographier l'humidité du sol à une résolution plus grossière (5 km) à partir d'images MODIS de 2005 à 2009, avec des résultats en accord avec les variations météorologiques temporelles.

Tableau 2.2 Bandes spectrales et thermiques des satellites LANDSAT 5 et 8 (USGS, 2014a; USGS, 2014b)

	Bande	Longueur d'onde (micrometres)	Résolution (mètres)
LANDSAT 5	1 - Bleu	0,45-0,52	30
	2 - Vert	0,52-0,60	30
	3 - Rouge	0,63-0,69	30
	4 - Proche Infrarouge (NIR)	0,76-0,90	30
	5 - Infrarouge à ondes courtes (SWIR)	1,55-1,75	30
	6 - Infrarouge thermique	10,40-12,50	120, rééchantillonné à 60 (avant février 2010) et à 30 (après février 2010)
	7 - Infrarouge à ondes courtes (SWIR)	2,08-2,35	30
LANDSAT 8	1- Aérosol cotier	0,43 - 0,45	30
	2- Bleu	0,45 - 0,51	30
	3- Vert	0,53 - 0,59	30
	4- Rouge	0,64 - 0,67	30
	5- Proche Infrarouge (NIR)	0,85 - 0,88	30
	6- Infrarouge à ondes courtes (SWIR 1)	1,57 - 1,65	30
	7- Infrarouge à ondes courtes (SWIR 2)	2,11 - 2,29	30
	8- Panchromatique	0,50 - 0,68	15
	9- Cirrus	1,36 - 1,38	30
	10- Infrarouge thermique (TIRS) 1	10,60 - 11,19	100, rééchantillonné à 30
	11- Infrarouge thermique (TIRS) 2	11,50 - 12,51	100, rééchantillonné à 30

2.3 La télédétection radar et les micro-ondes actives

La région des hyperfréquences comprend les longueurs d'ondes les plus grandes utilisées en télédétection, et s'étendent approximativement de 1 mm à 1 m (figure 2.4).

Les hyperfréquences regroupent à la fois les micro-ondes passives (radiomètres) et les micro-ondes actives (radar). Ces deux systèmes de télédétection incluent des antennes et des récepteurs, mais le radar se différencie du radiomètre car il est équipé d'un transmetteur (Ulaby & Long, 2014). Les radiomètres sont conçus pour observer les émissions thermales, soit les températures physiques et les propriétés électriques de la surface visée. Les systèmes radar, comme le SAR (*Synthetic Aperture Radar*) et le SLAR (*Side-Looking Airborne Radar*), sont quant à eux conçus pour créer des images à partir des pulsations transmises de la surface. (Ulaby & Long, 2014). Plusieurs chercheurs ont fait récemment une revue historique et

exhaustive sur l'utilisation de l'imagerie radar pour l'étude des propriétés du sol, dont l'humidité de surface (Baghdadi *et al.*, 2008a; Barrett *et al.*, 2009; Martin-Neira *et al.*, 2014; Ochsner *et al.*, 2013; Shi *et al.*, 2012; Wagner *et al.*, 2007; Wagner *et al.*, 2009). Des applications récentes ont illustré le potentiel de la télédétection des micro-ondes pour l'assimilation des données et la surveillance des propriétés du sol (Mueller *et al.*, 2011; Seneviratne *et al.*, 2010).

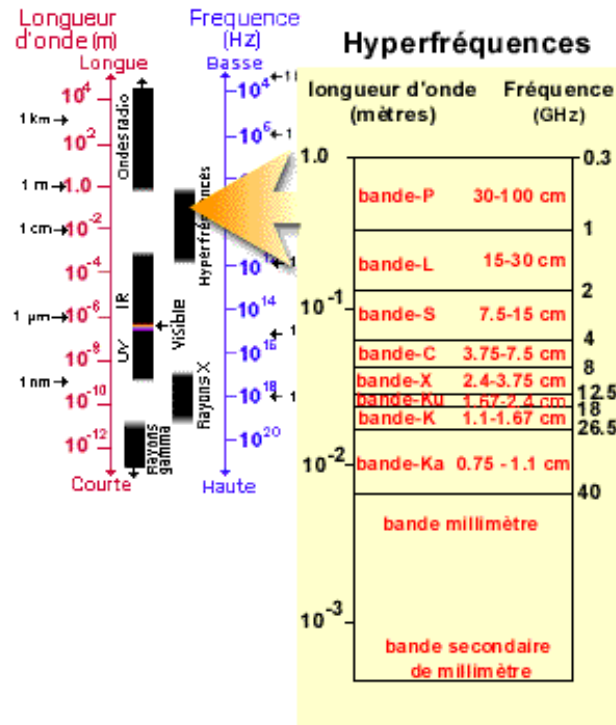


Figure 2.4 Les portions des hyperfréquences dans le spectre électromagnétique (NRCAN, 2014)

2.3.1 Le coefficient de rétrodiffusion

Le radar détecte l'humidité du sol en fonction de la distribution volumétrique de l'eau dans le sol. La constante diélectrique des micro-ondes est approximativement proportionnelle à la teneur en eau volumétrique, et le signal de rétrodiffusion augmente en fonction de la constante diélectrique, et donc par le fait même de l'humidité du sol. Kwarteng *et al.* (2008) mentionnent que les propriétés diélectriques du sol sont tout d'abord contrôlées par l'humidité, mais aussi par la densité et le type de sol. Cela mène à la capacité du radar de

pénétrer un matériel très sec. La pénétration de l'onde augmente avec la longueur d'onde et la sécheresse du sol (Kwarteng *et al.*, 2008). Ainsi, dans un sol sec en zones arides une pénétration de plusieurs mètres est possible avec des grandes longueurs d'onde (bande L, 23 cm), alors que pour des sols humides en zones tempérées, une pénétration de quelques centimètres seulement est possible avec de courtes longueurs d'ondes (bandes X et C, respectivement 3 et 5 cm). En effet, la pénétration de l'onde décroît lorsque l'humidité du milieu augmente (Henderson & Lewis, 1998; Polidori, 1997).

Les effets de l'humidité du sol (diffusion de volume) et les paramètres de surface (diffusion de surface) ne peuvent être dissociés, et contribuent conjointement à la rétrodiffusion totale de la surface observée (Dawson *et al.*, 1997; Fung, 1994; Gherboudj, 2004). En général, le coefficient de rétrodiffusion total du radar (σ^0) (équation 2.9) est influencé par la contribution du sol et de la végétation (Moran *et al.*, 2004; Ulaby *et al.*, 1996). Par contre, pour les sols nus (équation 2.10), σ_s^0 a une relation fonctionnelle avec les paramètres de rugosité et d'humidité de surface du sol (m_s) (Engman & Chauhan, 1995; Moran *et al.*, 2004).

$$\sigma^0 = t^2 \sigma_s^0 + \sigma_{dv}^0 + \sigma_{int}^0 \tag{2.9}$$

Où

σ_s^0 : est la contribution du sol nu au signal

t^2 : est l'atténuation de la couche de végétation dans les deux directions

σ_{dv}^0 : représente la contribution directe de la végétation au signal

σ_{int}^0 : représente les diffusions multiples impliquant les éléments de la végétation et les éléments de surface

$$\sigma_s^0 = f(R, m_s) \tag{2.10}$$

Où

R : représente la rugosité de surface du sol

m_s : représente l'humidité de surface du sol

Plusieurs paramètres peuvent influencer significativement le signal radar. L'évaluation de la contribution exacte de l'humidité de surface à la rétrodiffusion relève donc d'un grand défi. En effet, dans le cas des surfaces de sols nus, les propriétés diélectriques sont directement reliées à la teneur en eau du sol donc théoriquement, la télédétection radar permet l'extraction de la distribution spatiale de l'humidité du sol (Batlivala & Ulaby, 1976; Dobson *et al.*, 1985; Hallikainen *et al.*, 1985; Ulaby & Long, 2014). Par contre, l'influence de la rugosité de surface (Lievens *et al.*, 2011) et la présence de végétation sur le processus de rétrodiffusion limitent l'habilité d'estimer correctement l'humidité volumétrique du sol. Il est possible de considérer ces paramètres comme constants pour une certaine période en tenant compte des pratiques agricoles et des conditions climatiques (Baronti *et al.*, 1995; Gherboudj, 2004; Wang *et al.*, 2004). Dans ce cas, les variations d'humidité de surface (provenant de l'irrigation ou des conditions climatiques) sont considérées comme le seul paramètre de surface influençant le signal radar. Afin d'étudier l'humidité de surface, il est important de maximiser l'influence de la diffusion de volume (humidité) et de minimiser l'influence de la diffusion de surface (rugosité et végétation) sur le signal de rétrodiffusion. Pour cela, il faut privilégier certaines composantes du système radar (l'angle d'incidence, la fréquence ou la longueur d'ondes et la polarisation) pour la détection de l'humidité des sols nus (Lakhankar *et al.*, 2009; Moran *et al.*, 2004).

2.3.2 Paramètres du système radar

L'angle d'incidence (θ) est l'un des premiers paramètres ayant été étudié étant donné sa grande influence dans l'interaction du signal avec la surface terrestre. En effet, la configuration optimale de ce paramètre est primordiale pour la détection de l'humidité de surface des sols (Biftu & Gan, 1999). La sensibilité du capteur micro-ondes pour l'humidité de surface diminue, à mesure que l'angle d'incidence augmente (Lakhankar *et al.*, 2009; Tsan *et al.*, 1984). Ulaby *et al.* (1986) mentionnent que θ devrait se situer entre 7° et 22° pour toutes polarisations afin d'avoir un rendement optimal. Par contre, avant 2002, la majorité des satellites opéraient à des θ supérieurs à 23° (ERS-1, ERS-2, JRS, etc), à l'exception du capteur RADARSAT-1 (lancé en 1995). L'étude de Baghdadi *et al.* (2008a) démontre que la cartographie de l'humidité du sol est optimale avec des capteurs SAR à faible angle incidence, soit $<35^\circ$. Afin de minimiser l'effet de la rugosité sur le signal radar, Batlivala et

Ulaby (1976) suggèrent d'utiliser des données radar acquises à un angle d'incidence de 10°. Par contre, ceci n'est possible qu'avec des capteurs aéroportés. En conclusion, l'angle d'incidence doit être le plus faible possible afin d'être influencé le moins possible par la végétation ou l'orientation des labours (Baghdadi *et al.*, 2006b; Lakhankar *et al.*, 2009; Ulaby *et al.*, 1986).

Les satellites ayant des capteurs radar opérant en bande L (les satellites japonais JERS et ALOS-PALSAR 1 et 2) ont l'avantage de pouvoir pénétrer le sol plus profondément (environ 20 cm) afin d'obtenir de l'information sur l'humidité du sol. Plusieurs recherches en ont démontré l'efficacité (Akbar & Moghaddam, 2015; Elbially *et al.*, 2014; Narvekar *et al.*, 2015). Par contre, la majorité de la littérature provient des systèmes radar opérant avec la bande C car l'accessibilité aux données des capteurs japonais en bande L est plus difficile, car limitée à la communauté scientifique internationale. Les capteurs en bande C, comme par exemple ERS-1 et 2 (fin de vie respectivement en 2000 et 2011), ENVISAT (fin de vie en 2013), RADARSAT-1 (fin de vie en 2013) et RADARSAT-2 (lancé en 2007 et toujours opérationnel), permettent une pénétration de l'onde dans les cinq premiers centimètres de la surface du sol. Une nouvelle génération de radar opérant en bande C voit actuellement le jour afin de poursuivre l'avancement des recherches en environnement, entre autres pour le suivi de l'humidité du sol : COPERNICUS Sentinel 1 à 6 (Sentinel 1 lancé en 2014) et la future mission RADARSAT Constellation (lancement prévu en 2018) (ASC, 2013b; ESA, 2014a). De nombreuses études ont prouvé l'efficacité de la bande C pour la détection de l'humidité de surface en mono et en multi-polarisation (Álvarez-Mozos *et al.*, 2006; Alvarez-Mozos *et al.*, 2009; Baghdadi *et al.*, 2012; Balenzano *et al.*, 2011; Lievens *et al.*, 2011; Moran *et al.*, 2004; Paloscia *et al.*, 2013; Srivastava *et al.*, 2009; Wagner *et al.*, 2012). Enfin, les satellites ayant à leur bord des capteurs radar à très haute résolution spatiale en bande X, comme TerraSAR-X, Tandem-X et CosmoSKY-Med, sont aussi très utilisés pour l'estimation des paramètres du sol (Azza *et al.*, 2015; Covello *et al.*, 2010; Gorraeb *et al.*, 2015; Zribi *et al.*, 2014). La très haute résolution de ces satellites (1 à 3 mètres) permet une excellente précision géométrique et radiométrique de même qu'un accès rapide aux données aux endroits spécifiques de revisite (entre 2 et 3 jours). Ces satellites sont aussi complémentaires aux satellites ayant des capteurs optiques à très haute résolution comme SPOT 6 et 7. Par contre,

l'accès à ces données n'est pas gratuit et la bande X (3 cm) pénètre moins profondément dans le sol que la bande C (5 cm).

La polarisation est l'orientation de l'onde électromagnétique qui est transmise et reçue par le capteur. Elle représente la position du vecteur champ électrique dans un plan perpendiculaire à la direction de la propagation et est donnée par l'orientation et la forme tracée par le vecteur (figure 2.5). Les ondes électromagnétiques (haute fréquence) sont polarisées car elles sont orientées, tandis que les ondes sonores par exemple, ne sont pas polarisées puisqu'elles sont non orientées.

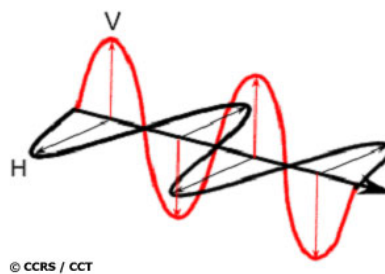


Figure 2.5 Exemple de polarisation verticale (rouge) et horizontale (noire) d'une onde électromagnétique (CCRS, 2014)

La polarisation est identifiée par deux lettres, H pour horizontal et V pour vertical, la première référant à la transmission de l'onde et la seconde à sa réception. Quatre types de combinaisons de polarisation sont possibles pour la transmission et la réception de l'onde, regroupées selon deux grandes catégories. La première catégorie regroupe les polarisations parallèles. Elles se produisent lorsque la transmission et la réception se font selon la même polarisation, soit horizontales (HH), perpendiculaires au plan d'incidence, soit verticales (VV), parallèles au plan d'incidence. La deuxième catégorie regroupe les polarisations croisées. Qu'elle soit transmise verticalement ou horizontalement, l'onde peut être dépolarisée par la cible et cette fraction du signal mesurée par le système, devenant ainsi une polarisation croisée, est définie comme étant une transmission horizontale accompagnée d'une réception verticale (HV) ou l'inverse (VH). Les systèmes radar peuvent comprendre plusieurs types de combinaisons de polarisations et de transmissions-réceptions (tableau 2.3).

Tableau 2.3 Les polarisations possibles des systèmes radar (CCRS, 2014)

Combinaison de polarisations	Orientation de transmissions-réceptions de l'onde	Satellites
Polarisation simple	HH ou VV	RADARSAT-1 (HH), ERS-1/2 (VV), JERS-1 (HH)
Double polarisations (dépolariation)	HH+HV ou VV+VH	ENVISAT ASAR, RADARSAT-2, ALOS PALSAR
Double polarisations (copolarisation)	HH+VV	ENVISAT ASAR, TerraSAR-X, SENTINEL-1, RADARSAT-CONSTELLATION MISSION
Polarimétrique (4 polarisations simultanées)	HH+VV+HV+VH	RADARSAT-2, ALOS PALSAR, TerraSAR-X, RADARSAT-CONSTELLATION MISSION

La polarisation influence le signal de rétrodiffusion. Si les objets sont dans la même orientation que la polarisation, le signal rétrodiffusé sera plus faible, puisque le signal interagit de façon minimale avec la surface. En général, plus d'énergie est retournée au capteur en polarisation parallèle (HH ou VV) qu'en polarisation croisée (HV ou VH). La comparaison de deux catégories de polarisation permet d'obtenir plus d'informations sur les propriétés physiques de la surface observée (humidité, végétation, rugosité du sol, etc.) (Bonn & Rochon, 1996). Les résultats des recherches varient quant à l'obtention de meilleurs résultats avec l'une ou l'autre des polarisations (HH, VV, HV ou VH) et de combinaisons de polarisations. Certaines recherches obtiennent leurs résultats à partir de l'utilisation des polarisations séparément *e.g.*: (Lievens & Verhoest, 2012; Zhang *et al.*, 2009; Zribi *et al.*, 2011) alors que d'autres justifient l'utilisation de la multi-polarisation (rapports de copolarisation ou dépolariation) *e.g.*: (Holah *et al.*, 2005; McNairn & Brisco, 2004; Wagner & Pathe, 2004). Selon Baghdadi *et al.* (2006b) la précision d'estimation de l'humidité de surface n'augmente pas avec l'utilisation de deux polarisations (HH et HV en bande C) au lieu d'une seule. En somme, les résultats dépendent beaucoup de la base de données disponibles et du site d'étude. Il est donc important de tester les différentes corrélations possibles de chacune des polarisations, et ratio de polarisations, pour un site donné.

Enfin, le mode d'acquisition peut aussi influencer les résultats. L'heure à laquelle l'image est acquise peut avoir une influence sur le signal puisqu'il peut y avoir une variation d'humidité de surface entre le matin et le soir. De plus, lorsque comparées à des données terrain, il importe que les données soient prises simultanément aux passages satellitaires, afin d'avoir une information correspondante.

2.3.3 Modèles d'estimation de l'humidité de la couche superficielle du sol à partir du signal radar

Les capteurs d'imageries radar SAR (*Synthetic Aperture Radar*) fonctionnant en bande C ont déjà démontré leur potentiel pour mesurer efficacement les caractéristiques du sol (Baghdadi *et al.*, 2015; de Jeu *et al.*, 2008; Gorrab *et al.*, 2015; Jackson *et al.*, 1996; Susan Moran *et al.*, 2000). Pour les sols nus agricoles, le signal de rétrodiffusion radar est très sensible à la constante diélectrique (humidité du sol) et à la géométrie (rugosité) de la surface du sol (Baghdadi *et al.*, 2012; Baghdadi *et al.*, 2015; Baghdadi *et al.*, 2008b; Boisvert *et al.*, 1997; Holah *et al.*, 2005; Verhoest *et al.*, 2008; Zribi *et al.*, 2014). L'interprétation du signal est donc basée sur la compréhension de la relation entre le coefficient de rétrodiffusion radar et les propriétés diélectriques et géométriques d'une cible. Des algorithmes d'inversion du signal radar (modèles théoriques, semi-empiriques et empiriques) applicables dans certaines conditions d'observations ont été développés afin de définir cette relation. Gorrab *et al.* (2015) présentent une revue littéraire exhaustive à ce sujet.

Les modèles théoriques les plus utilisés sont le IEM (*Integral Equation Model*) de Fung *et al.* (Fung, 1994; Fung *et al.*, 1992) et le AIEM (*Advance Integral Equation Model*) (Wu *et al.*, 2008), qui sont applicables à une large gamme de conditions de rugosité du sol. Les modèles théoriques sont basés sur des approches qui sont généralement dérivées de la théorie de diffraction des ondes électromagnétiques (déviation des ondes lorsqu'elles rencontrent un obstacle, telle la rugosité de surface) et ont différents domaines de validité, dépendant de la longueur d'onde et de la gamme de rugosité de surface (Fung *et al.*, 1992; Wang & Qu, 2009). Dans le cas des modèles théoriques la relation statistique entre le coefficient de rétrodiffusion radar et un ou plusieurs paramètres géophysiques d'une surface (humidité, végétation, rugosité, etc) est considérée comme linéaire (Gherboudj, 2004).

Les modèles semi-empiriques les plus utilisés sont celui de Oh (Oh *et al.*, 1992) et de Dubois (Dubois *et al.*, 1995), qui fournissent des relations analytiques entre le signal radar rétrodiffusé et les paramètres physiques du sol. Les modèles semi-empiriques sont basés sur un fondement théorique, avec des paramètres du modèle dérivé à partir de données expérimentales (Wang & Qu, 2009).

Baghdadi et Zribi (2006) ont fait une étude comparative de la performance des modèles théoriques et semi-empiriques les plus populaires, soit IEM, Oh et Dubois, en utilisant une grande base de données recueillies sur 10 ans, à partir de sites d'études en France et au Canada, afin de comparer leur efficacité de même que leurs limites. Les divergences observées entre le signal radar mesuré par des capteurs SAR et ceux prédit par les modèles sont dépendantes de la hauteur de la surface (rms), de l'humidité du sol et/ou de l'incidence radar. Ces conclusions suggèrent donc qu'une meilleure compréhension de la relation entre les caractéristiques du sol et le signal radar est indispensable afin de pouvoir prédire correctement des paramètres précis comme l'humidité de surface, pour de grandes superficies. Baghdadi et Zribi (2006) mentionnent la nécessité de continuer d'évaluer la robustesse des différents modèles existants en utilisant diverses bases de données prélevées sur diverses régions. Étant donné les résultats souvent contradictoires, il semble très difficile de pouvoir obtenir de bonnes corrélations entre les données mesurées (signal radar ou données de terrain) et celles prédites/estimées par les modèles (Baghdadi *et al.*, 2008a). Des recherches ont réussi à obtenir des résultats intéressants *e.g.* : (Baghdadi *et al.*, 2004; Baghdadi *et al.*, 2006a; Bindlish & Barros, 2000; Boisvert *et al.*, 1997; Lievens & Verhoest, 2012; Remond *et al.*, 1999; Zribi *et al.*, 2014). Par contre, la différence entre les simulations et les mesures peut atteindre plusieurs décibels, rendant ainsi les résultats d'inversion inexacts (Baghdadi *et al.*, 2008a). Durant les dernières années, différentes modifications ont été apportées afin d'améliorer la performance des modèles de rétrodiffusion déjà existants comme entre autres par l'élargissement de leur champ d'application. À ce sujet, Baghdadi *et al.* (2006a) ont proposé un nouveau paramètre semi-empirique, le «L-opt», pouvant être intégré au modèle IEM, afin d'améliorer les simulations du signal radar dans les bandes L, C et X.

Il est important de noter qu'il y a toujours de grandes incertitudes qui subsistent dans le développement des algorithmes d'extraction, et cela conduit à des différences significatives entre les produits des différentes missions satellitaires (Seneviratne *et al.*, 2010). De plus, (Svoray & Shoshany, 2004) démontrent que dans les régions semi-arides ayant de l'humidité de surface inférieure à 10%, le signal radar semble plus influencé par le bruit (rugosité) que par l'humidité.

Enfin, les modèles empiriques sont fondés sur des mesures expérimentales afin d'établir des relations empiriques pour l'inversion de l'humidité du sol à partir d'observations de rétrodiffusion (Walker *et al.*, 2004; Wang & Qu, 2009). Elles sont généralement dérivées de données spécifiques provenant d'une base de données spécifiques, relatives à un endroit donné, et ne sont souvent valides que pour une gamme de rugosité, une certaine fréquence, un certain angle d'incidence, et un certain contenu en humidité du sol (Chen *et al.*, 1995; Dubois *et al.*, 1995). Le principal avantage des modèles empiriques, comparativement aux modèles théoriques, c'est que plusieurs surfaces naturelles ne font pas partie des régions de validité des modèles théoriques d'inversion du signal de rétrodiffusion, et que même si elles en font partie, les résultats obtenus ne sont pas en accord avec les données expérimentales (Oh *et al.*, 1992; Walker *et al.*, 2004; Wang & Qu, 2009).

2.4 Intégration des données des capteurs optiques, thermiques et radar et futures missions

La littérature suggère un fort potentiel dans l'intégration de différents types de capteurs (radar, optique, thermique) pour l'étude des changements de la surface du sol et de l'état du sol, incluant l'humidité du sol (Natali *et al.*, 2009; Prakash *et al.*, 2012; Reville *et al.*, 2013; Shoshany *et al.*, 2013). Le Journal international de télédétection a publié en 2013 (volume 34, numéro 17) un numéro spécial portant sur la télédétection pour une agriculture durable. Shoshany *et al.* (2013) y présentent une revue de littérature sur les méthodes de télédétection pour la surveillance de la dégradation des sols agricoles. Ils y présentent les différentes approches pour la cartographie de la dégradation du sol, telles les variations du taux d'humidité, et l'importance de l'intégration de l'information provenant de différentes sources pour la gestion de ce phénomène. Les résultats obtenus dans le but d'estimer l'humidité de surface à partir de différentes méthodologies peuvent être ensuite combinés afin de tirer certaines conclusions selon leurs similitudes. De plus, certaines techniques avec certains capteurs peuvent être utiles à l'application de méthodologies avec d'autres capteurs, par exemple, l'utilisation du NDVI à partir des capteurs optiques pour isoler les sols nus sur des images radar. Shoshany *et al.* (2013) ajoutent que le suivi et la cartographie de la dégradation du sol doit se faire à partir de l'intégration de plusieurs types de données, à la fois multi-temporelles et multi-échelles, et provenant de différents types de satellites. Une approche

intégrée pour une gestion durable semble être l'avenue la plus prometteuse, et les nouvelles missions satellitaires vont en ce sens.

Ainsi, l'Agence Spatiale Européenne développe une nouvelle famille de satellites, nommée Sentinel (1 à 6), qui vont pouvoir fournir un ensemble unique d'observations (figure 2.6). Les satellites Sentinel-1A et 1B, résolution de 5 à 25 m, fourniront une imagerie radar en bande C. Sentinel-2 (A et B) est un capteur optique dont la résolution spatiale va de 10 à 60 m et Sentinel-3 est un satellite multi capteurs qui comprendra un radar en bande C, un capteur optique et un capteur thermique, dont les résolutions de 300 m, 500 m ou 1000 m surveilleront les surfaces terrestres, la mer et l'atmosphère avec une courte période de revisite. La période de revisite à l'équateur pour Sentinel 1 est de 3 jours; Sentinel 2, 5 jours; et 2 jours pour Sentinel 3 (ESA, 2015).

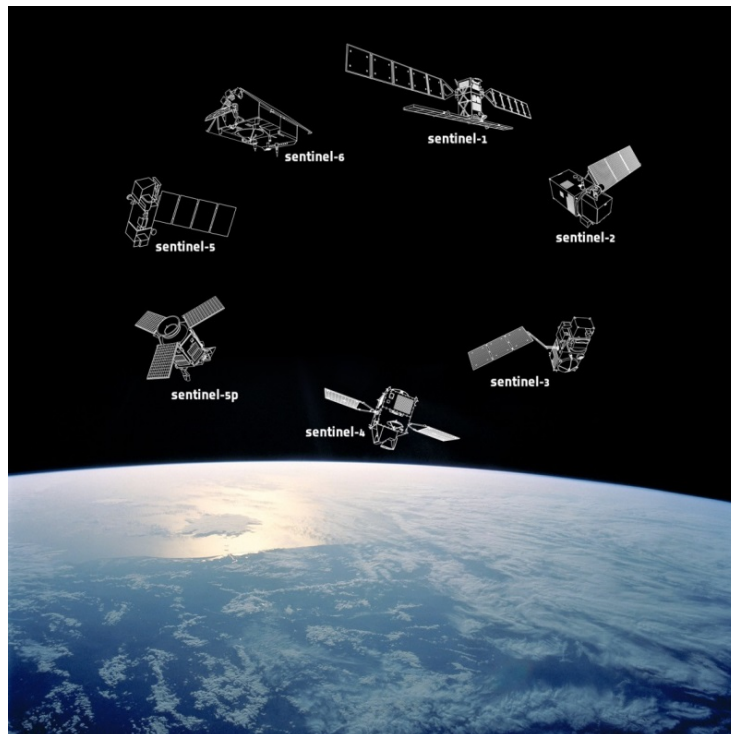


Figure 2.6 La famille Sentinel du programme Copernicus (ESA, 2014c)

Le premier satellite Sentinel-1 SAR, a été mis en orbite en avril 2014 depuis le port spatial de l'Europe en Guyane Française (ESA, 2014b; ESA, 2014c). Tout comme les images issues de la future constellation RADARSAT qui sera lancée par l'Agence Spatiale Canadienne en 2018 (ASC, 2013a), les images S-1 sont gratuites (mais l'accès est limité aux Européens pour l'instant), et cela va encourager la communauté scientifique à orienter ses recherches sur le

développement des images SAR (Li, 2015). Les modes d'acquisitions sont de polarisation simple (HH ou VV) ou polarisation double ((HH+HV ou VV+VH) donc similaires à ENVISAT. Ce nouveau satellite semble avoir un potentiel certain pour la détection des changements d'humidité du sol comme l'ont déjà démontré quelques études *e.g.* : (Doubková *et al.*, 2012; Hornacek *et al.*, 2012; Paloscia *et al.*, 2013; Pierdicca *et al.*, 2014; Wagner *et al.*, 2012)

3. CARACTÉRISATION DU TERRITOIRE, DESCRIPTION DU SITE D'ÉTUDE ET TECHNIQUES DE MESURES

L'étude des variations d'humidité de la couche superficielle du sol à l'aide de la télédétection implique l'utilisation des données *in situ* (humidité du sol, rugosité du sol et texture) et des données auxiliaires utiles disponibles. Les données sur l'occupation du sol permettent d'identifier les zones agricoles sur lesquelles portera l'étude. Les bases de données provenant des stations météo situées sur le territoire sont très importantes afin de connaître les variations météorologiques pendant la durée de l'étude. Le modèle numérique de terrain (MNT) est aussi indispensable afin de qualifier la topographie du terrain à l'étude. Les données vectorielles (routes, cours d'eau, etc.) sont nécessaires à la correction des images satellites. Enfin, une carte pédologique à l'échelle du 1:250 000 donnera l'information sur le type de matériel à la surface du sol, et permettra de qualifier un sol avec un fort ou un faible potentiel de drainage.

3.1 Région d'étude: La plaine du Campidano en Sardaigne

La Sardaigne (figure 3.1), une île italienne située dans la Méditerranée, fait face à de graves problèmes concernant sa gestion de l'eau pour l'agriculture étant donné sa grande susceptibilité aux longues sécheresses et leurs possibilités d'être amplifiées par les changements climatiques (Bajocco & Ricotta, 2007; Bassu *et al.*, 2009; GIEC, 2012; IPCC, 2007; Ludwig *et al.*, 2011; Motroni & Canu, 2005).

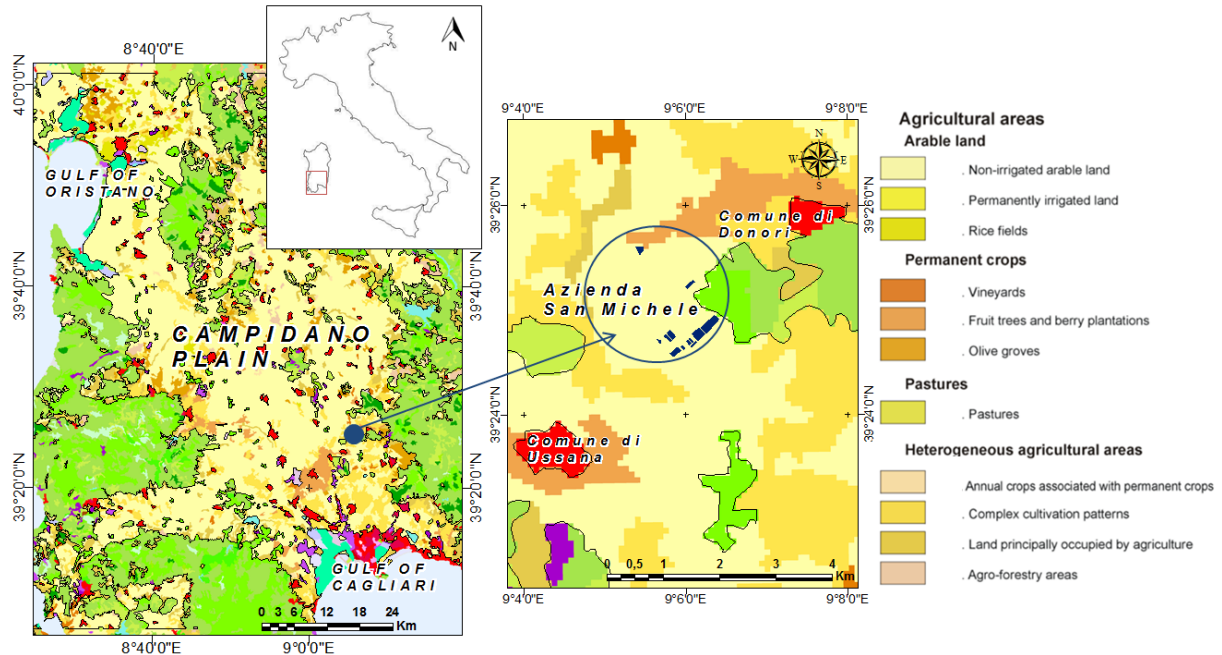


Figure 3.1 La Sardaigne en Italie; la plaine du Campidano et l'*Azienda San Michele*

La Sardaigne est située approximativement entre 8°E-10°E et 39°N-41°N, au centre de la Méditerranée, et a une superficie totale de 24 000 km². Des campagnes de terrain intensives pour l'acquisition des données au sol ont été entreprises sur un site expérimental. Ce site, géré par l'agence de recherche gouvernementale (AGRIS), se trouve dans l'*Azienda San Michele*, un centre de recherche agronomique couvrant une superficie de 4,36 km², situé entre les villages de Donori et d'Ussana (figure 3.1). Cette ferme expérimentale fait partie du bassin de la rivière *Rio Mannu di San Sperate*. Ce bassin draine une région de 472,5 km² et est situé dans la partie sud de l'île de la Sardaigne, c'est-à-dire dans la plaine du Campidano, cette dernière étant la zone agricole la plus importante de la Sardaigne avec une superficie d'environ 4000 km² (figure 3.1). Cette plaine alluviale, située au sud-ouest de l'île, a une structure tectonique formée au milieu du Pléistocène (il y a 2 à 4 millions d'années) et qui a une épaisseur totale de 600 mètres de sédiments créés suite à de nombreux épisodes de dépôts sédimentaires. La plaine du Campidano est très fertile et l'on y cultive particulièrement les grains de céréales, les olives, les fruits et légumes ainsi que les vignes (Pungetti, 1995). Elle a une largeur qui varie de 12 à 25 km et elle s'étend sur une longueur de 110 km du golfe de Cagliari sur la côte sud jusqu'au golfe d'Oristano sur la côte ouest. Le fleuve Tirso (figure 3.2), le plus important de l'île, coule sur 152 km et traverse la partie nord de la plaine du Campidano. Il est utilisé à la fois pour l'irrigation et l'hydroélectricité.



Figure 3.2 Le réservoir Omodeo du fleuve Tirsu, le plus important de la Sardaigne

Sur la figure 3.3 on peut voir le fleuve Tirsu et son réservoir, le lac Omodeo, de même que les deux autres fleuves principaux de la Sardaigne situés dans la plaine du Campidano : le Flumendosa au sud-est, et le Mannu au sud-ouest.

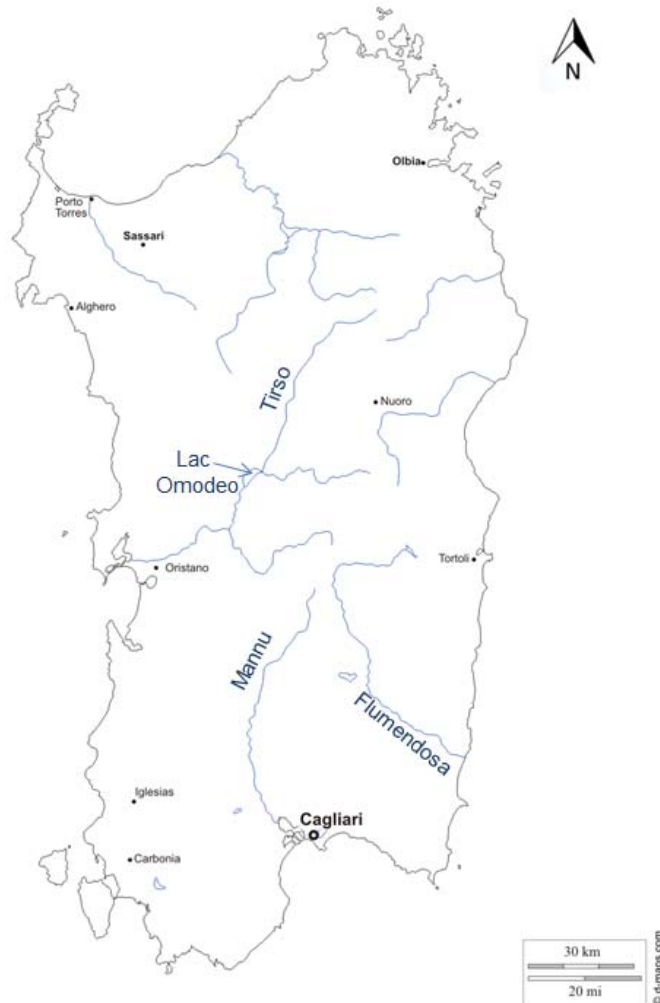


Figure 3.3 Les principaux fleuves de la Sardaigne, adapté de (d-maps, 2015)

Le climat en Sardaigne est caractérisé par des étés chauds et secs (mai à septembre) et des hivers froids et humides (octobre à avril). Les précipitations annuelles pour la plaine du Campidano sont d'environ 400 mm à 500 mm dans la partie sud, et d'environ 600 à 700 mm dans la partie nord (Chessa & Delitala, 2014). Le tableau 3.1 (Dong, 2011) présente les statistiques climatiques mensuelles et annuelles moyennes, en terme de précipitation, température et humidité pour la période de 1971 à 2000, provenant de la station météorologique de Cagliari *Elmas* (située à 15 km de l'*Azienda San Michele*).

Tableau 3.1 Les statistiques climatiques de la station météorologique de Cagliari Elmas de 1971 à 2000 adapté de Dong (2011)

CAGLIARI ELMAS (1971-2000)	Données mensuelles												Données annuelles
	Jan.	Fév.	Mar.	Avr.	Mai	Juin	Juil.	Août	Sept.	Oct.	Nov.	Déc.	
T. max. moy. (°C)	14,3	14,8	16,5	18,6	22,9	27,3	30,4	30,8	27,4	23,1	18,3	15,4	21,7
T. min. moy. (°C)	5,5	5,8	7,1	8,9	12,4	16,2	18,9	19,6	17,1	13,7	9,3	6,6	11,8
Jours chauds (T. max. $\geq 30^{\circ}\text{C}$)	0	0	0	0	0	5	17	19	5	0	0	0	46
Jours froids (T. min. $\leq 0^{\circ}\text{C}$)	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	4
Précipitations (mm)	49,7	53,3	40,4	39,7	26,1	11,9	4,1	7,5	34,9	52,6	58,4	48,9	427,5
Jours pluvieux ($\geq 1\text{mm}$)	7	7	7	7	4	2	1	1	4	7	7	7	61
Hum. relative (%)	79	76	74	72	71	67	65	66	70	76	79	80	72,9

3.2 Mesures de terrain

3.2.1 Le site d'étude: Azienda San Michele

Pour chacune des campagnes de terrain effectuées de 2005 à 2009, les données de terrain ont été prélevées sur plusieurs champs nus de l'*Azienda San Michele* (coordonnée centrale de 39°25'N, 9°06'E) de même que sur une ferme privée adjacente à celle-ci en 2007. La ferme *San Michele* est un centre de recherche en agronomie qui est utilisé depuis des décennies pour étudier la génétique agricole pour une culture plus efficace du blé (*triticum turgidum* L.) dans des conditions climatiques avec de fréquentes périodes de sécheresse (Cassiani *et al.*, 2012). À la ferme *San Michele*, l'eau disponible pour l'irrigation des cultures durant la saison sèche provient du *Consorzio di Bonifica della Sardegna meridionale*, situé dans le district d'Ussana-Donori, et est distribuée par un réseau de pipeline de 6.5 km.

De 2005 à 2009, un total de 12 champs nus ont été échantillonnés (figure 3.4). Deux champs (01 et 11) ont pu être irrigués en totalité au besoin avec un système d'irrigation automatique. La superficie des champs varie de 0,3 à 5 ha. Dix des champs échantillonnés ont en moyenne

une superficie de 1 ha, et les deux autres champs ont une superficie nettement plus grande, soit de 3,5 ha (champ 21) et de 5 ha (champ 32). En général, la superficie des champs en Sardaigne est considérablement petite, soit moins de 2 ha (Guillotte *et al.*, 2004).



Figure 3.4 *Azienda San Michele*, 12 champs nus échantillonnés de 2005 à 2009 (01, 11, 12, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 31, 32, 41). À droite, photos des deux principaux champs nus échantillonnés : 11 & 21

Certains éléments sont à prendre en considération lors du choix de parcelles agricoles pour la prise de données de terrain afin de diminuer significativement l'effet de la rugosité (diffusion volumétrique) sur la rétrodiffusion du signal. Il est en effet préférable de prendre des échantillons sur des parcelles de sols nus (Biftu & Gan, 1999). De plus, les labours effectués sur les parcelles doivent être les plus lisses possibles, encore une fois dans le but d'influencer le moins possible le signal, et de permettre la rétrodiffusion du paramètre d'humidité principalement. Enfin, il est important d'avoir assez d'échantillons d'humidité du sol à l'intérieur de chaque pixel afin d'avoir une fiabilité statistique (Rao & Ulaby, 1977). Cela sera discuté plus en détails dans la section 3.2.3 sur l'humidité du sol.

Les campagnes de terrain de 2005 à 2009 (tableau 3.2) ont été effectuées conjointement par quatre organismes, soit l'INRS-ETE (Institut National de la Recherche Scientifique, Québec, Canada), AGRIS (*Agenzia per la ricerca in Agricoltura*, Sardaigne, Italie), CAU (*Christian-Albrechts-Universität*, Kiel, Allemagne) et LMU (*Ludwig-Maximilians University*, Munich, Allemagne). Les données recueillies sur les parcelles de sol nu incluent les propriétés de surface du sol (humidité et rugosité), les propriétés du sol (distribution granulométrique, porosité, courbes de rétention d'eau, etc), les données météorologiques, et autres données auxiliaires (topographie, couverture du sol, irrigation, géologie, etc).

Tableau 3.2 Campagnes de terrain de 2005 à 2009

Année	Terrain		Journées de terrain	Champs nus échantillonnés	Organismes participants
	Début	Fin			
2005	21 juin	24 novembre	11	2	INRS, AGRIS
2006	25 mars	20 décembre	7	2	INRS, AGRIS
2007	23 avril	9 août	12	3	INRS, AGRIS, CAU
2008	3 mai	24 juin	13	9	INRS, AGRIS, LMU
2009	25 avril	15 juin	11	3	INRS, AGRIS, LMU

Pour les besoins de cette recherche qui nécessite des sols nus, il faut donc planifier avec les dirigeants de la ferme expérimentale quels champs seront sélectionnés et gardés nus pour toute la saison de culture. Afin de les garder nus et qu'aucune végétation ne pousse à la surface du sol, il faut avoir recours parfois à des méthodes chimiques, telle l'application du glyphosate, afin de ne pas modifier la structure du champ à l'intérieur d'une même saison en le labourant. Dès que la saison de sécheresse est commencée (cela peut varier à chaque année, habituellement mai ou juin), le sol est très sec, et plus aucune végétation ne pousse, donc il n'y a pas lieu d'avoir recours aux produits chimiques. La préparation de ces champs, avant et pendant les campagnes de terrain, relève d'un défi considérable vu les différences linguistiques et culturelles des différents organismes impliqués dans le projet (Cox, 1993; Roberge, 2007). Cela a parfois engendré des retards dans la prise de données, mais en général, tout s'est très bien déroulé.

3.2.2 Rugosité de surface

La rugosité du sol est une caractéristique physique de la surface du sol. C'est le principal facteur pouvant fausser l'estimation de l'état hydrique du sol, à partir de données SAR (Gherboudj, 2004). Selon une longueur d'onde donnée, une surface paraît plus rugueuse au fur et à mesure que l'angle d'incidence augmente (Baghdadi *et al.*, 2002; Ulaby *et al.*, 1982). Le critère de Rayleigh est la description physique de ce principe. Il définit qu'une rugosité est susceptible de modifier un signal radar, si la hauteur quadratique moyenne de ses aspérités (*rms*) est supérieure à un seuil dépendant de la longueur d'onde (λ) et de l'incidence (θ) de ce signal (Ulaby *et al.*, 1982; Ulaby *et al.*, 1986) :

$$rms \geq \frac{\lambda}{8 \cos \theta} \quad 3.1$$

Afin que le signal soit sensible à la rugosité de surface du sol, il est primordial que le sol soit nu, et dépourvu de toute végétation (Biftu & Gan, 1999). En effet, celle-ci va provoquer une réflexion diffuse forte du signal, apparaissant comme des zones claires sur les images radar (CCRS, 2014; Fung, 1994). Dans le cas de cette étude, il est d'autant plus important d'étudier les sols nus puisque nous utilisons des images en bande C dont la longueur d'onde est très courte, soit 5 cm. La figure 3.5 illustre les types de diffusions possibles d'une onde électromagnétique en interaction avec la surface du sol.

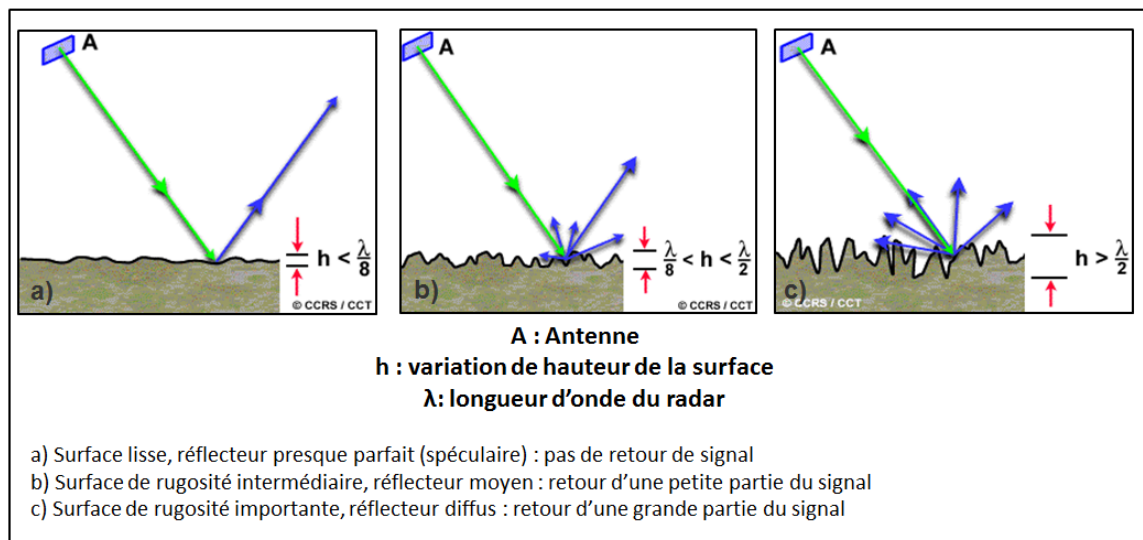


Figure 3.5 Effet de la rugosité sur le signal radar (CCRS, 2014)

Plusieurs recherches ont été faites sur les méthodes de terrain permettant de quantifier/qualifier la rugosité de surface d'un sol en particulier, et aussi l'impact de ce paramètre sur le signal radar lors de la récupération d'informations par rapport à l'humidité de surface (Alvarez-Mozos *et al.*, 2009; Baghdadi *et al.*, 2008a; Jackson *et al.*, 2008; Lievens & Verhoest, 2012; Lievens *et al.*, 2009; McNairn & Brisco, 2004; Verhoest *et al.*, 2008).

Dans le cadre de cette étude, deux méthodes ont été utilisées pour calculer la rugosité. La première méthode utilise un instrument, le profilomètre (Figure 3.6), qui permet d'estimer la rugosité due à la distribution aléatoire des masses et des agrégats de terre, de même que la rugosité due à l'orientation périodique de la rugosité résultant des opérations de labours des champs (Baghdadi *et al.*, 2008a). Plusieurs profils de rugosité doivent être faits pour chaque champ, chaque fois que sa rugosité semble avoir changé. Les profils doivent être faits parallèlement et perpendiculairement à l'orientation des labours (idéalement une dizaine de

profils de chaque côté). Cette méthode a été utilisée pour tous les champs échantillonnés de 2005 à 2009.

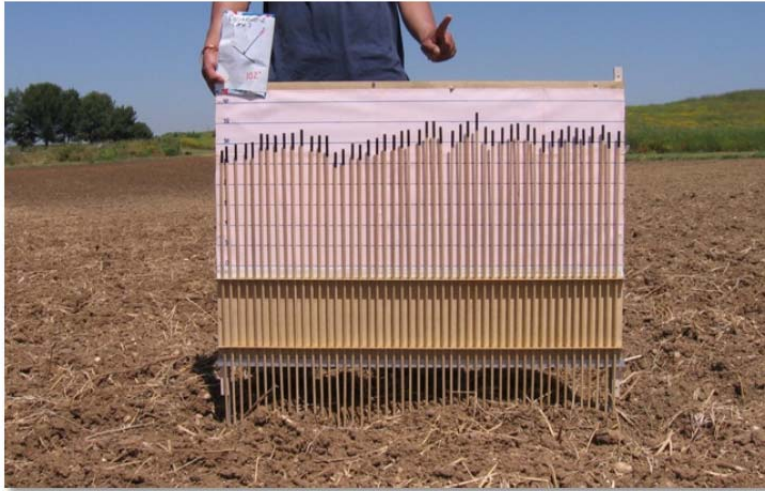


Figure 3.6 Profilomètre utilisé pour les campagnes de terrain de 2005 à 2009

La seconde méthode est l'approche bidimensionnelle photogrammétrique de courte portée (*2D close range photogrammetric approach*) développée par Philip Marzahn, et améliorée selon Marzahn et Ludwig (2009). Cette méthode a été utilisée sur tous les champs échantillonnés de 2007 à 2009 (figure 3.7). L'approche bidimensionnelle photogrammétrique de courte portée utilisée lors de cette campagne de terrain consiste en un cadre d'aluminium (base de 1200 mm x 1200 mm et hauteur de 1600 mm) permettant l'acquisition de 12 points de contrôle (GCP : *Ground Control Point*), et de photos de la couverture du sol à l'aide d'une caméra métrique *Rollei d7* (figure 3.7 a, b et c). À chaque point d'échantillonnage, deux photos sont acquises à une distance de 640 mm (la caméra est fixée à un rail afin de la déplacer sur le cadre), permettant une superposition de 65% des deux photos. Le programme *Leica Photogrammetry Suite* (LPS 9,3) a été utilisé pour générer un modèle digital de terrain (MDT) à partir de chaque paire d'images (figure 3.7 c). C'est en fonction du MDT de chaque point d'échantillonnage que la hauteur (*rms*) et la longueur de corrélation (*l*) ont été estimées à partir de calculs statistiques dans ArcGIS.

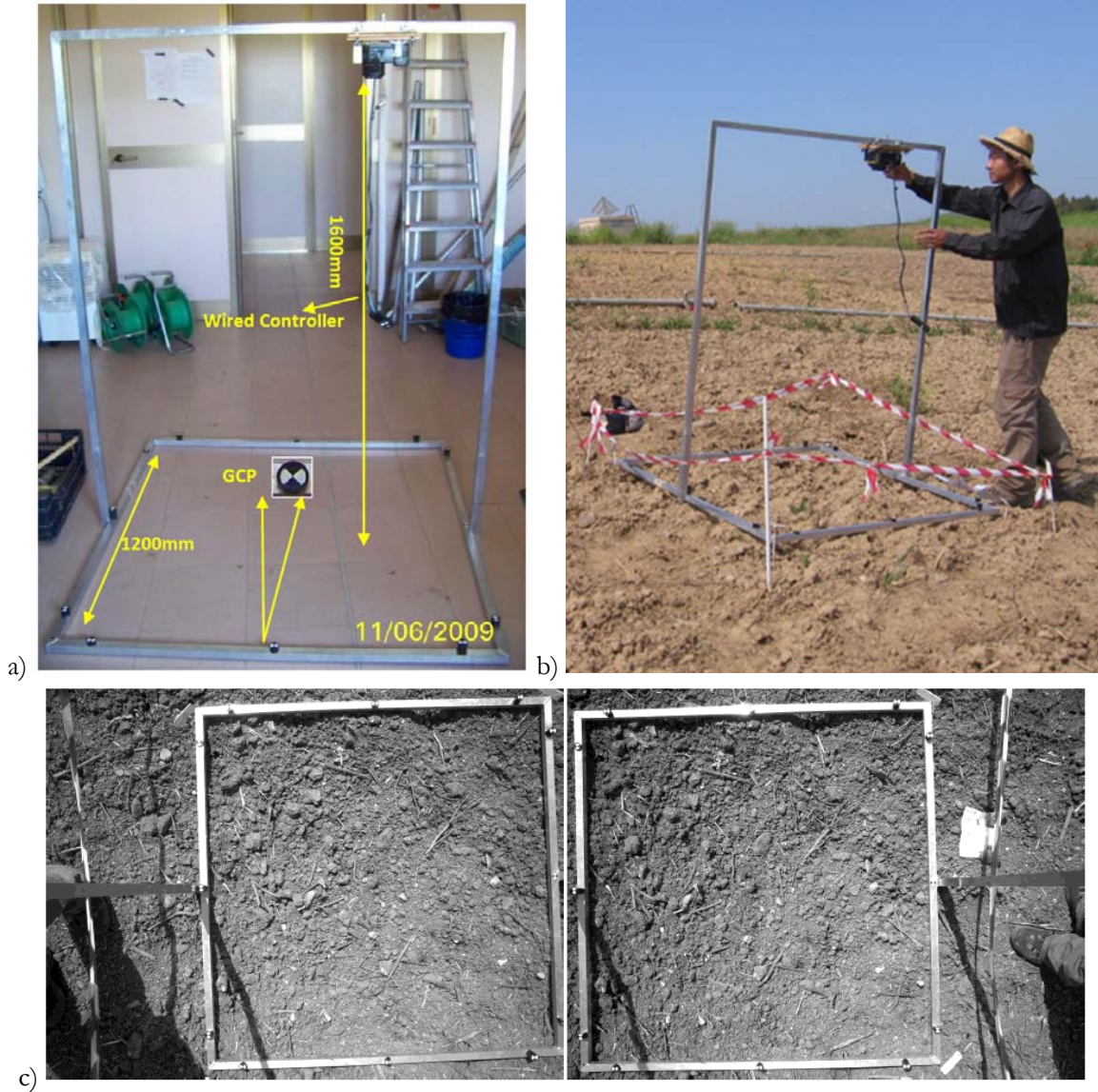


Figure 3.7 Approche bidimensionnelle photogrammétrique de courte portée, 2007 à 2009, photos tirée de Dong (2011) ; a) description des différentes parties de l'appareil utilisé b) prise de photos dans le champ 11 c) exemple d'une paire de photos prises par l'appareil

Afin d'avoir une interprétation la plus juste possible de la rugosité, basée sur une méthodologie constante, une seule méthode a été retenue pour comparer d'une année à l'autre les variations de rugosité, soit la méthode photogrammétrique (explications à la section 4.4.3). Les valeurs de rms enregistrées de 2007 à 2009 sont présentées dans le tableau 3.3.

Pour chacun des quatre champs, l'on peut constater que le rms varie de 0,5 cm (champ 32) à 1,56 cm (champ 21). Ainsi, la rugosité semble avoir une faible variation de rms d'une année à

l'autre, donc son influence sur le signal serait de moindre importance comparativement à l'influence de l'humidité du sol.

Si la rugosité d'une surface est constante dans le temps, le coefficient du signal de rétrodiffusion σ^o devient donc relié linéairement aux variations d'humidité; une variation du σ^o pourrait alors être associée directement aux variations d'humidité (chapitre 2, équation 2.10) (Ulaby *et al.*, 1982).

Tableau 3.3 Mesure de rugosité (rms) de 2007 à 2009, à partir de l'approche bidimensionnelle photogrammétrique de courte portée

Année Mois Jour	2007							2008					2009							Toutes les années	
	04	05	06		08		05	06				04	05			06					
	23	09	22	07	13	29	03	03	16	12	13	17	25	28	06	13	16	22	01		11
Champ 11	1,64	1,67	1,70	1,71	2,42	1,63	1,59	2,37	2,15	2,96		2,64	2,48	2,41	2,59	2,21	2,81	2,60	3,02	2,14	
Rms Max	2,42							2,96					3,02						3,02		
Rms Min	1,59							2,15					2,14						1,59		
Diff de rms	0,83							0,81					0,88						1,43		
Champ 21	1,91	1,68	1,63	1,63	1,57	1,61	1,64	2,16	2,34			1,74				2,46	2,20	1,84	3,13	2,05	
Rms Max	1,91							2,34					3,13						3,13		
Rms Min	1,57							1,74					1,84						1,57		
Diff de rms	0,34							0,61					1,29						1,56		
Champ 31								1,99		3,13	2,02										
Rms Max								3,13													
Rms Min								1,99													
Diff de rms								1,15													
Champ 32															1,69	1,70	1,81	1,78	2,19		
Rms Max															2,19					2,19	
Rms Min															1,69					1,69	
Diff de rms															0,50					0,50	

3.2.3 Humidité du sol

Les propriétés diélectriques d'une surface du sol sont caractérisées par la constante diélectrique, laquelle est une mesure relative de la réponse électromagnétique du milieu diffuseur (Dobson *et al.*, 1985). L'utilisation de la télédétection hyperfréquence pour l'estimation de l'état hydrique est basée sur le contraste existant entre les propriétés diélectriques de l'eau et un sol parfaitement sec, ne contenant pas de matière organique (humidité volumétrique $m_v = 0$). L'addition de l'eau sous forme liquide au sol sec change de façon significative la constante diélectrique équivalente, et c'est pour cette raison fondamentale que le radar a une sensibilité très forte à l'humidité du sol (Dobson *et al.*, 1985). L'énergie micro-ondes pénètre le sol à une profondeur qui dépend de la constante diélectrique et des paramètres du capteur. La profondeur de pénétration est proportionnelle au degré de sécheresse, donc plus le sol est humide, moins les ondes y pénètrent, et par le fait même la rétrodiffusion provient de la surface (Gherboudj, 2004; Henderson & Lewis, 1998; Ulaby *et al.*, 1982; Ulaby *et al.*, 1986).

En effet, différents types de sol vont avoir plus ou moins tendance à conserver l'humidité à des taux différents. Par exemple, des sols plus sablonneux et perméables vont avoir tendance à se drainer plus rapidement que des sols argileux et imperméables qui vont plutôt avoir tendance à rester plus humides (FAO, 2013). Ainsi, de l'information sur les différents types de sols peut-être extrapolée à partir des images radar en étudiant les variations de signal radar en relation avec les variations d'humidité de surface du sol (Henderson & Lewis, 1998; Ulaby *et al.*, 1982).

L'humidité du sol est calculée à l'intérieur de la couche d'interaction entre l'eau de surface et l'eau souterraine, c'est-à-dire entre 0 et 10 cm de la surface. Il est assumé que le contenu volumétrique en eau dans un champ est égal à la valeur moyenne estimée avec les échantillons prélevés dans ce champ. Bruckler *et al.* (1988) ont démontré que la variation de pénétration de l'onde radar est importante à l'intérieur des 5 cm de surface tout dépendant du type de sol. La pénétration de l'onde est aussi fonction de l'angle d'incidence : plus l'angle est faible et plus l'onde pénètre profondément dans le sol.

Les deux principales techniques utilisées pour mesurer l'humidité sur le terrain sont le TDR (*Time Domain Reflectometry*), et la gravimétrie.

La gravimétrie est la méthode utilisée depuis le tout début de la campagne en 2005, seule ou afin de valider les résultats obtenus à l'aide des sondes FDR et TDR (figure 3.8).



Figure 3.8 Sonde TDR (gauche) et méthode gravimétrique d'échantillonnage (droite)

Cette méthode consiste à prélever un échantillon de sol de 0-5 cm ou de 5-10 cm, dans un cylindre en acier de 100 cm³. Cet échantillon est pesé tout de suite après son prélèvement afin de calculer son poids total (sol humide = sol + air + eau). Ensuite, l'échantillon est chauffé un minimum de 24 h à 110°C, et pesé à nouveau (seulement sol sec). Cet échantillon permet d'obtenir la teneur en eau du sol. La densité du sol a été mesurée pour chacun des champs, et les valeurs obtenues ont permis de calculer l'humidité du sol volumétrique (m_v : % vol). Toutes les manipulations permettant d'obtenir les mesures gravimétriques de l'humidité du sol ont été effectuées dans les laboratoires d'AGRIS.

La sonde TDR envoie une impulsion électromagnétique (onde) dans le sol aux mêmes fréquences que les capteurs radar afin de mesurer la constante diélectrique et fournir la valeur d'humidité de surface du sol instantanément. En 2007, un TDR à deux sondes a été utilisé sporadiquement, mais ces dernières étaient malheureusement souvent brisées, donc cette méthode s'est avérée être non fiable, et la gravimétrie a été utilisée presque uniquement. En 2008 et 2009 nous avons utilisé un FDR (*Frequency Domain Reflectometry*), le ThetaProbe ML2x (figure 3.8), afin d'obtenir les mêmes valeurs d'humidité du sol que le TDR, mais le fonctionnement du FDR est basé sur un circuit de fréquence électrique, interagissant avec la constante diélectrique. Avec les sondes, nous avons toujours prélevé trois valeurs : verticalement de la surface; à 5 cm horizontalement, et à 10 cm horizontalement. La moyenne des deux premières valeurs (surface et 5 cm) a permis d'obtenir l'humidité de la couche superficielle (0-5 cm). Les sondes TDR et FDR sont bien entendu beaucoup plus

rapides que la gravimétrie, mais il est recommandé de les calibrer régulièrement sinon leur utilisation peut engendrer des erreurs.

Les évaluations des données recueillies avec la sonde TDR et la gravimétrie ont été comparées pour les années 2008 et 2009 par l'étudiant Lu Dong (2011) présent sur le terrain ces deux années. La figure 3.9 présente les résultats obtenus lors de la comparaison entre les valeurs mesurées aux deux profondeurs (0-5 et 5-10 cm) par la méthode gravimétrique sur l'axe des x (%) et par la sonde sur l'axe des y (%), et ce pour chaque point échantillonné dans les champs, mais aussi pour chaque moyenne par champ. Les valeurs d'humidité présentées dans cette analyse varient de 5 à 35%. L'erreur RMSE (*root mean square error*) pour les valeurs d'humidité moyenne par champ est de 3,4% et de 4,3% pour les échantillons individuels. De plus, l'analyse entre les deux méthodes permet de constater une légère surestimation de la mesure d'humidité lors de l'utilisation de la sonde, comparativement à la méthode gravimétrique.

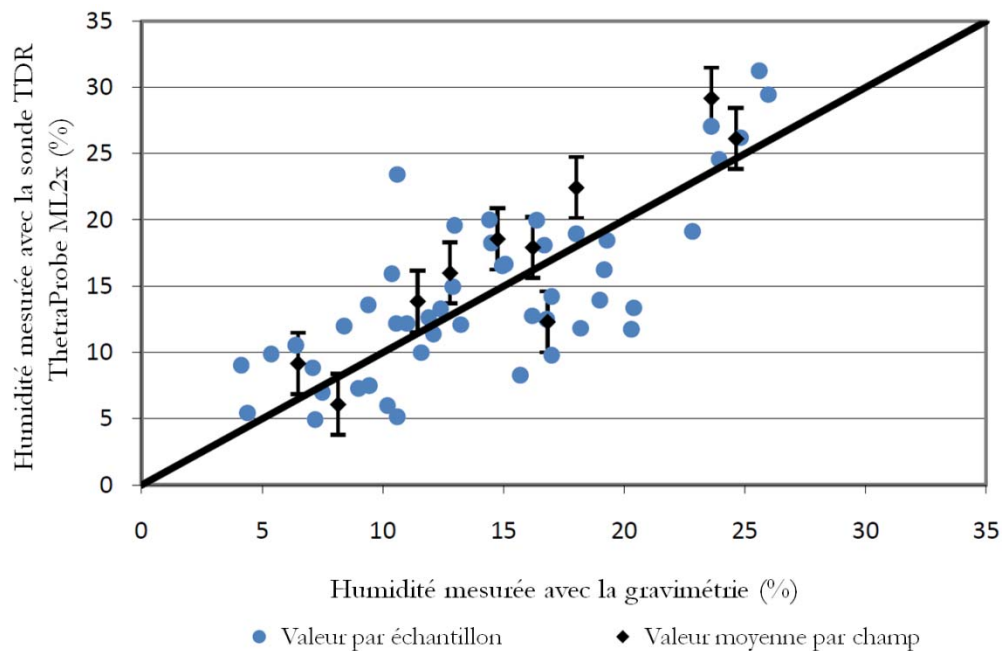


Figure 3.9 Comparaison des mesures d'humidité de surface obtenues en 2008 et 2009 avec la méthode gravimétrique et la sonde TDR (*ThetaProbe ML2x*), aux profondeurs de 0-5 et de 5-10 cm, présentant un RMSE de 4,3% pour la comparaison entre les échantillons individuels et de 3,4% pour la moyenne des champs, figure tirée de (Dong, 2011)

Une prise de données de terrain adéquate est primordiale en télédétection. Il importe donc de suivre un protocole similaire lors de chacune des campagnes de terrain afin d'obtenir des

valeurs pouvant être comparées entre elles (Moisan *et al.*, 1999). La rigueur scientifique a toujours été un objectif commun à toutes les équipes, malgré les contraintes. La méthodologie sur le terrain a été définie au cours des années en tenant compte du fait qu'il est important d'effectuer des mesures sur plusieurs champs simultanément à la prise d'images radar, afin d'obtenir une caractérisation précise de l'humidité du sol au moment où le radar passe, et ainsi éviter le risque de pluie ou de sécheresse sur la surface (Baghdadi *et al.*, 2008a). De plus, la quantité de mesures prises doit être déterminée en fonction de la grandeur du champ, du nombre de personnes sur le terrain, de la technique utilisée, et du temps (intervalle de 3h maximum) depuis le passage radar (Baghdadi *et al.*, 2008a; Rao & Ulaby, 1977). Il est très important d'avoir une stratégie d'échantillonnage afin de maximiser le temps d'observation lors de chaque passage satellitaire (Rao & Ulaby, 1977). C'est dans le but d'améliorer l'efficacité des prises de mesures que l'on a quelque peu modifié l'échantillonnage au cours des 5 années de terrain (tableau 3.4). Les outils d'échantillonnage ont changé quelque peu au fil des ans, mais toujours avec le même objectif, soit de prendre le moins de temps possible (moins de 3 heures) pour prendre le plus possible d'échantillons par champ dans le but d'obtenir une moyenne d'humidité représentative par champ, cela pour tous les champs nus disponibles à l'échantillonnage et selon le nombre de personnes disponibles sur le terrain cette journée-là (et aussi l'équipement disponible, soit une sonde ou la méthode gravimétrique). La comparaison entre les données mesurées à l'aide de la sonde et par la méthode gravimétrique en 2008 et 2009 confirme que malgré des logistiques différentes, les valeurs d'humidité mesurées par échantillon ou par champ sont bien corrélées, avec un RMSE de respectivement 4% et 3%.

En 2005 et 2006, la technique de la gravimétrie a été utilisée uniquement sur deux champs à chaque année, à raison de 20-25 échantillons par champ, à seulement une profondeur de 0-5 cm. En 2007, nous avons tenté d'innover avec un TDR, mais nous avons éprouvé quelques problèmes avec le TDR en question, soit sa calibration, et le bris courant de ses deux sondes, en raison du sol sec très dur. Durant l'année 2007, l'échantillonnage gravimétrique de la couche de surface (0-5 cm) pour 3 champs prenait environ une journée pour deux personnes. De plus, il y avait une station météo installée en permanence dans le champ 11, avec 6 sondes enregistrant de l'information sur l'humidité du sol (6 sondes, 2 profondeurs) et les données climatiques en permanence, pour toute la campagne de terrain. En 2008, en plus

des trois champs échantillonnés régulièrement à deux profondeurs de surface (0-5 cm et 5-10 cm) et trois répétitions par points d'échantillonnage, six petits champs additionnels ont été échantillonnés avec le TDR seulement. Grâce au TDR qui fonctionnait très bien (erreur de 4% et moins lorsque comparé aux résultats de la gravimétrie), beaucoup plus de champs ont pu être échantillonnés.

Tableau 3.4 Stratégie d'échantillonnage de l'humidité du sol de 2005 à 2009, la gamme des valeurs d'humidité mesurées est de 2 à 30%

Année	Champs	Technique d'échantillonnage	Profondeur de l'échantillon (cm)	Nombre de sites d'échantillonnage	Nombre de répétitions	Nombre total d'échantillons par champ
2005	01	Gravimétrie	0-5	20	1	20
	11		0 - 5	20	1	20
	21		0 - 5	25	1	25
2006	11	Gravimétrie	0 - 5	20	1	20
	21		0 - 5	25	1	25
2007	11	Sonde TDR sur station météo	10 et 20	6	permanent	X
		TDR et gravimétrie	0 - 5	20	1	20
	5 - 10		20	1	20	
	0 - 5		25	1	25	
	5 - 10		25	1	25	
	21	TDR et gravimétrie	0 - 5	24	1	24
5 - 10			24	1	24	
2008	11	seulement FDR	surface	20	3	60
		FDR et gravimétrie	0 - 5	20	3	60
		FDR et gravimétrie	5 - 10	20	3	60
	21	seulement TDR	surface	25	3	75
		FDR et gravimétrie	0 - 5	25	3	75
		FDR et gravimétrie	5 - 10	25	3	75
	31	seulement TDR	surface	24	3	72
		FDR et gravimétrie	0 - 5	24	3	72
		FDR et gravimétrie	5 - 10	24	3	72
	12, 22, 23, 24, 25, 26	seulement TDR	surface	5	3	15
		FDR et gravimétrie	0 - 5	5	3	15
		FDR et gravimétrie	5 - 10	5	3	15
2009	11, 21, 32	FDR et gravimétrie	surface	5	5	25
			0 - 5	5	5	25
			5 - 10	5	5	25

En 2008, la station météo enregistrant des données en permanence a été réinstallée dans le champ 11. Beaucoup de données ont été prélevées en 2008, par contre, le temps entre l'acquisition de ces données et le passage du satellite était approximativement de plus de

trois heures par rapport au passage d'ENVISAT (9h30) et de six heures par rapport à celui de RADARSAT-2 (5h40) en orbite descendante. Enfin, en 2009 l'échantillonnage était réalisé dans un délai d'approximativement moins de trois heures par rapport au passage satellitaire des images ENVISAT puisque seulement trois champs ont été échantillonnés. Il s'agissait de grands champs, mais avec seulement cinq points d'échantillonnage, à deux profondeurs, mais aussi avec cinq répétitions. Le FDR a été utilisé avec la gravimétrie, afin de valider les données régulièrement, mais aussi afin d'ajuster la prise de données en fonction du temps et du nombre de personnes disponibles pour le terrain. En 2009, la station météo temporaire (enregistrant des données météorologiques et des valeurs d'humidité du sol en permanence pour la période de terrain) ne fonctionnait malheureusement pas en raison de problème de source d'énergie. Par contre, la station météorologique de la ferme expérimentale AGRIS fonctionnait comme à l'habitude, donc les données météorologiques ont été enregistrées pour toute l'année.

3.2.4 Texture du sol

Plusieurs études mentionnent l'importance de l'analyse des propriétés texturales du sol afin de faire le suivi de l'humidité de surface avec des images SAR (Kurucu *et al.*, 2009; Sanli *et al.*, 2008; Sano *et al.*, 1998a; Sano *et al.*, 1998b). Le sol est constitué d'un certain pourcentage d'air, d'eau, de matière inorganique et de matière organique, variant selon le type de sol et son état (Kurucu *et al.*, 2009). Les substances organiques et inorganiques, étant les parties solides du sol, forment donc la structure du sol. Kurucu *et al.* (2009) mentionnent que la partie solide du sol inorganique est constituée de différentes décompositions de roches et minéraux de différentes grosseurs, de même que de morceaux de roches. La texture du sol est formée à partir de différents rapports de sable, limon et argile, lesquels sont des substances inorganiques.

La constante diélectrique est déterminée par l'humidité et la structure du sol, comme déjà mentionné. Kurucu *et al.* (2009) spécifient que plus la proportion de sable augmente dans un certain sol, moins il sera absorbant et moins il aura une capacité de rétention d'eau. Par contre, plus la proportion d'argile augmente dans un certain sol, plus il sera absorbant, et plus il aura une forte capacité de rétention d'eau. Une augmentation d'eau dans le sol aura pour effet direct d'augmenter la constante diélectrique. Cela explique donc pourquoi les

caractéristiques du sol doivent être connues lors de recherches faisant le suivi de l'humidité du sol.

Dans le cadre de cette étude, la granulométrie a été effectuée une fois pour chacun des principaux champs échantillonnés. Cinq à dix échantillons, de 0-10 cm de la surface, ont été prélevés dans chacun des champs, tout dépendant de leur grosseur (figure 3.10).



Figure 3.10 Prélèvement des échantillons pour l'analyse granulométrique

Ensuite, le travail de laboratoire (AGRIS) a permis d'évaluer la constitution de chacun des échantillons (% de sable, de limon et d'argile), et le type de sol a pu être attribué à chacun des échantillons selon le diagramme triangulaire d'analyse granulométrique (USDA, 1987; USDA, 2014b)(figure 3.11).

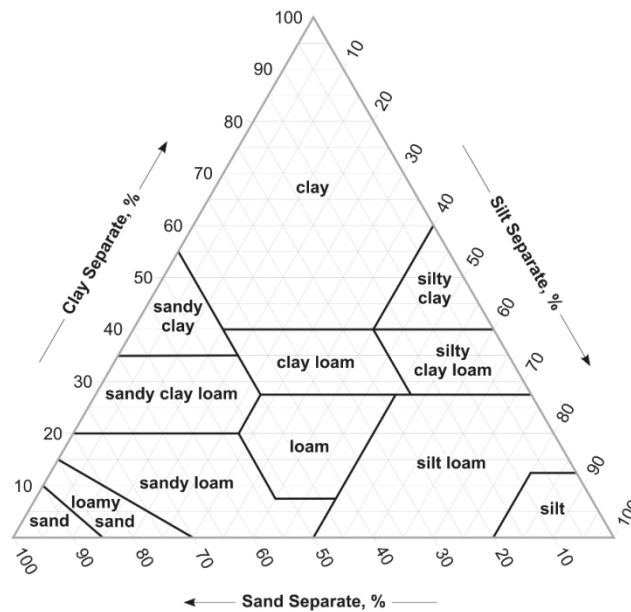


Figure 3.11 Diagramme triangulaire d'analyse granulométrique (USDA, 1987; USDA, 2014b)

Enfin, le tableau 3.5 présente les caractéristiques du sol des principaux champs échantillonnés de 2005 à 2009 à l'*Azienda San Michele*. Leur texture varie de limon sableux à limon argilo-sableux et argile sableuse.

Tableau 3.5 Propriétés du sol des champs échantillonnés (analyse granulométrique)

Champs	Sable (%)	Argile (%)	Limon (%)	Type de sol	Grandeur du champ (ha)	Années d'échantillonnage
1	49	31	21	Limon argilo-sableux	0,5	2005
11	51	17	32	Limon sableux	1	2005-2009
21	47	32	21	Limon argilo-sableux	3,5	2005-2009
31	49	26	25	Limon argilo-sableux	1,2	2008
32	44	35	21	Argile sableuse	5	2009
41	51	23	26	Limon argilo-sableux	1,1	2007

3.3 Données auxiliaires

Plusieurs données complémentaires sont disponibles dans le cadre de cette étude, pour l'*Azienda San Michele* mais aussi pour l'ensemble de la plaine du Campidano. Ces données sont importantes pour les analyses à l'échelle locale mais aussi à l'échelle régionale. Les données auxiliaires disponibles et utilisées dans le cadre de ce projet sont présentées au tableau 3.6.

Tableau 3.6 Données auxiliaires disponibles dans le cadre de l'étude

Données	Source	Utilité
Carte Européenne de l'utilisation du sol (CORINE)	(EEA, 1995)	Définition de la zone de la plaine agricole du Campidano
Données satellitaires	ASTER (17 juillet 2007)	Orthorectification des images radar
Données météorologiques	Stations météorologiques d'Ussana, Uta, et d'Oristano	Analyse avec humidité estimée
Modèle numérique de terrain (MNT); 10m, échelle de 1 :50 000	Regione Autonoma della Sardegna (AGRI) webGIS – regione.sardegna	Orthorectification des images radar, analyse de la plaine agricole
Type de sol (carte pédologique)	(Aru <i>et al.</i> , 1990)	Comparaison avec humidité estimée et données radar et LANDSAT
Carte du réseau routier et des régions administratives	Ministero dell'Ambiente e della Tutela del territorio e del Mare (Portale Cartografico Nazionale)	Orthorectification des images

3.3.1 Données sur l'occupation des sols

En 1985, le programme CORINE a été lancé par l'Union Européenne. CORINE signifie «COoRdination of INformation on the Environment / coordination de l'information sur l'environnement» et il s'agissait au départ d'un projet prototype travaillant sur différents

problèmes environnementaux. Ce projet a par la suite été repris par l'Agence européenne de l'environnement et ses résultats ont été publiés par la Commission des communautés européennes en janvier 1995 (EEA, 1995). La base de données CORINE constitue un inventaire de l'occupation des sols en 44 classes. Elle est présentée comme un produit cartographique à l'échelle de 1 :100 000, disponible sur le site de l'Agence européenne de l'environnement. Cette base de données est opérationnelle pour la plupart des régions d'Europe, dont la Sardaigne en Italie. Cette base de données a été utilisée pour définir la zone agricole de la plaine du Campidano (figures 3.12 et 3.13).

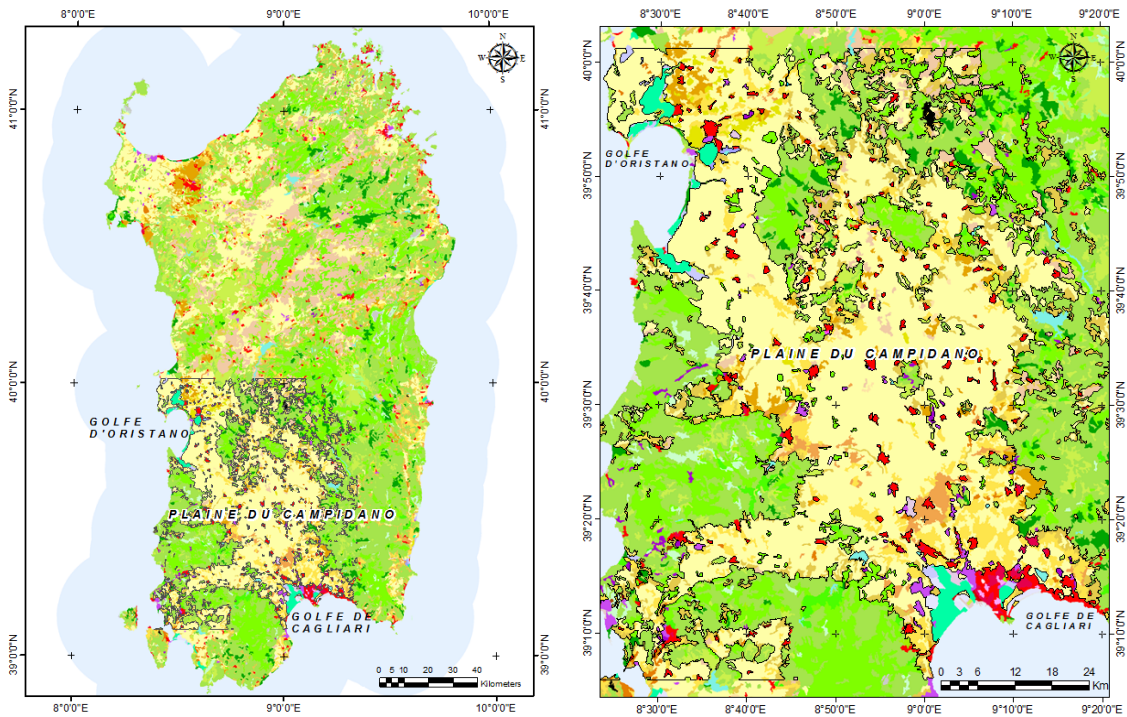


Figure 3.12 Définition de la plaine agricole du Campidano en Sardaigne à partir de la carte CORINE d'occupation du sol (EEA, 1995)



Figure 3.13 Légende CORINE la classification de l'utilisation du sol (EEA, 1995)

3.3.2 Données météorologiques

Les données météorologiques (tableau 3.7) proviennent à la fois d'AGRIS (*Regione Autonoma della Sardegna*) (figure 3.14) et de LMU (Université de Kiel) pour des données locales couvrant l'*Azienda San Michele*. Pour la plaine du Campidano, les données météo proviennent de stations appartenant à ARPAS (figure 3.15).

Tableau 3.7 Données météorologiques disponibles dans le cadre de l'étude

Stations Microclimatiques	Enregistre des données depuis	Opéré par
Azienda San Michele, Ussana (Station Micrométéorologique)	2007 et 2008	Équipe Allemande (CAU en 2007 et LMU en 2008)
Azienda San Michele, Ussana (Station Micrométéorologique)	Depuis 1995	AGRIS (figure 3.13 et 3.14)
Orsitano, Villacidro, Samassi, Decimomannu, Siliqua, Uta	Depuis 2003	ARPAS (Agenzia Regionale per la Protezione dell'Ambiente della Sardegna) (figure 3.14)



Figure 3.14 Station météorologique de l'*Azienda San Michele*, station météo d'Ussana (AGRIS)

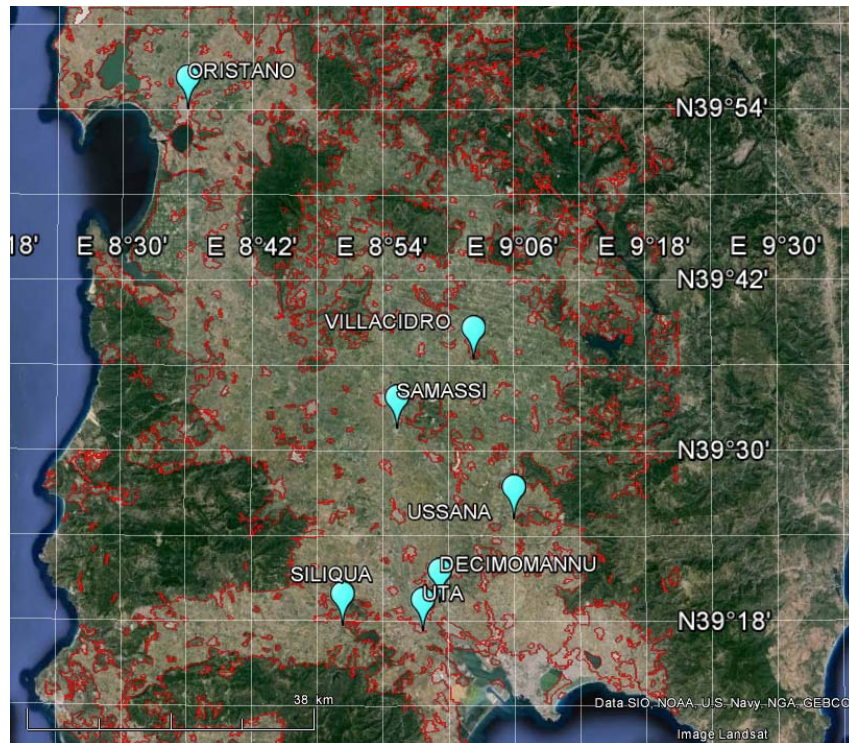


Figure 3.15 Localisation des stations météorologiques de la plaine du Campidano, Sardaigne : Oristano, Villacidro, Samasi, Ussana (station météo de l'*Azienda San Michele*), Decimomannu, Siliqua et Uta (figure réalisée à partir de *Google Earth*)

Les données météo journalières des stations d'Oristano, d'Ussana et d'Uta sont disponibles pour les années 2003 à 2009, pour les températures de l'air et les précipitations. Ces trois stations ont donc été utilisées pour l'analyse temporelle de la section 6.3. Les autres stations ont aussi enregistré les précipitations et les températures de l'air, de même que les températures de surface du sol. Par contre, l'ensemble des données disponibles pour ces stations ne sont pas régulières, aucune donnée n'ayant été enregistrée pendant plusieurs longues périodes. Les températures de surface du sol disponibles pour ces stations ont été

utilisées pour la comparaison avec les LST (*Land Surface Temperature*) calculées à partir des images LANDSAT 5 de la section 5.2.3.

3.3.3 *Modèle numérique de terrain (MNT)*

Le modèle numérique de terrain (MNT) est une représentation de la topographie d'une zone terrestre sous forme numérique. C'est une représentation en 3D de la surface d'un terrain créée à partir des données d'altitude. La figure 3.16 présente les données utilisées pour la création du MNT à 10 m x 10 m, ré-échantillonnées à 30 m x 30 m (pour correspondre aux images satellitaires) avec une échelle de 1 :50 000. La figure 3.17 présente la partie du MNT couvrant la plaine du Campidano et la figure 3.18 présente les variations d'altitude pour le sud de la Sardaigne.

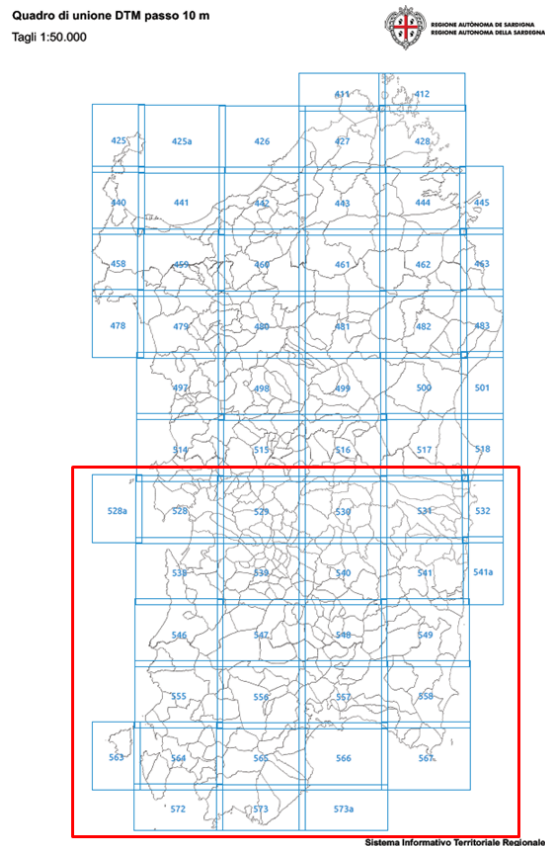


Figure 3.16 Création du modèle numérique de terrain (MNT), pour la partie sud seulement de la Sardaigne à partir des données vectorielles

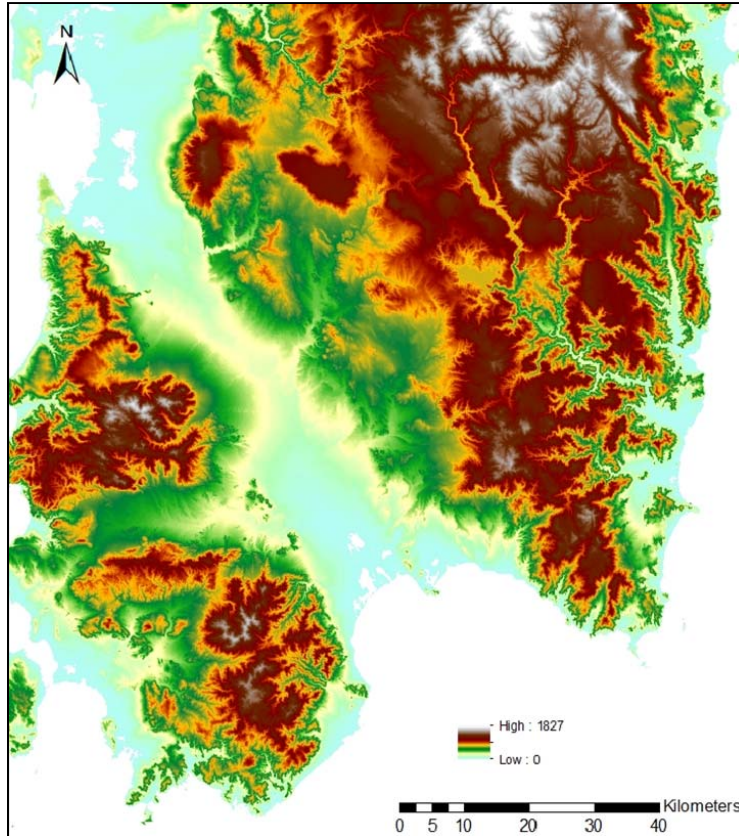


Figure 3.17 Modèle numérique de terrain (MNT) du sud de la Sardaigne en couleur

Pour la région du sud de la Sardaigne, l'altitude varie de 0 à 1827 mètres (figure 3.17). Par contre, pour la zone agricole l'altitude maximale est de 506 mètres (figure 3.18), aux limites extérieures de la plaine. La majeure partie de la plaine est très peu vallonnée. Avec le transect on peut remarquer que la plaine est plane, l'altitude demeurant principalement inférieure à 100 mètres d'est en ouest.

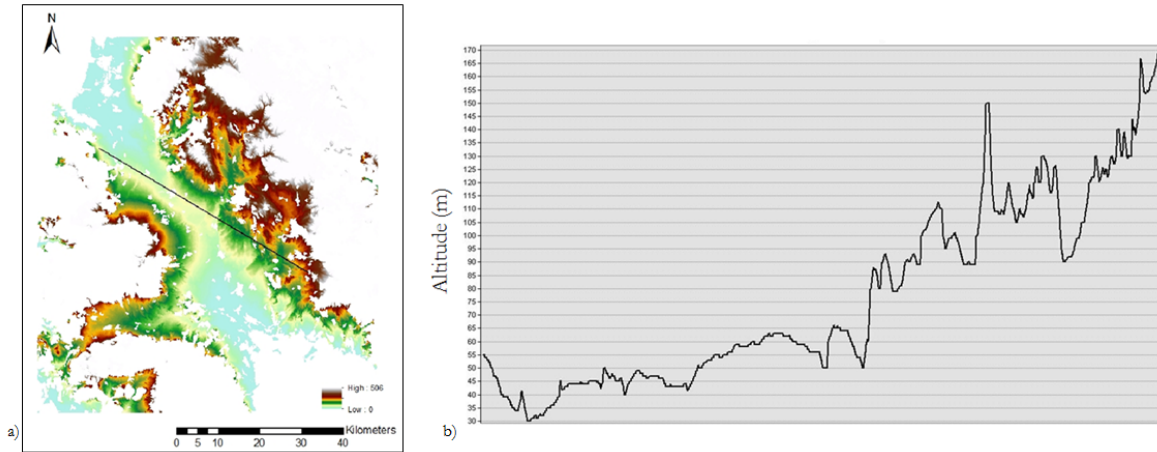
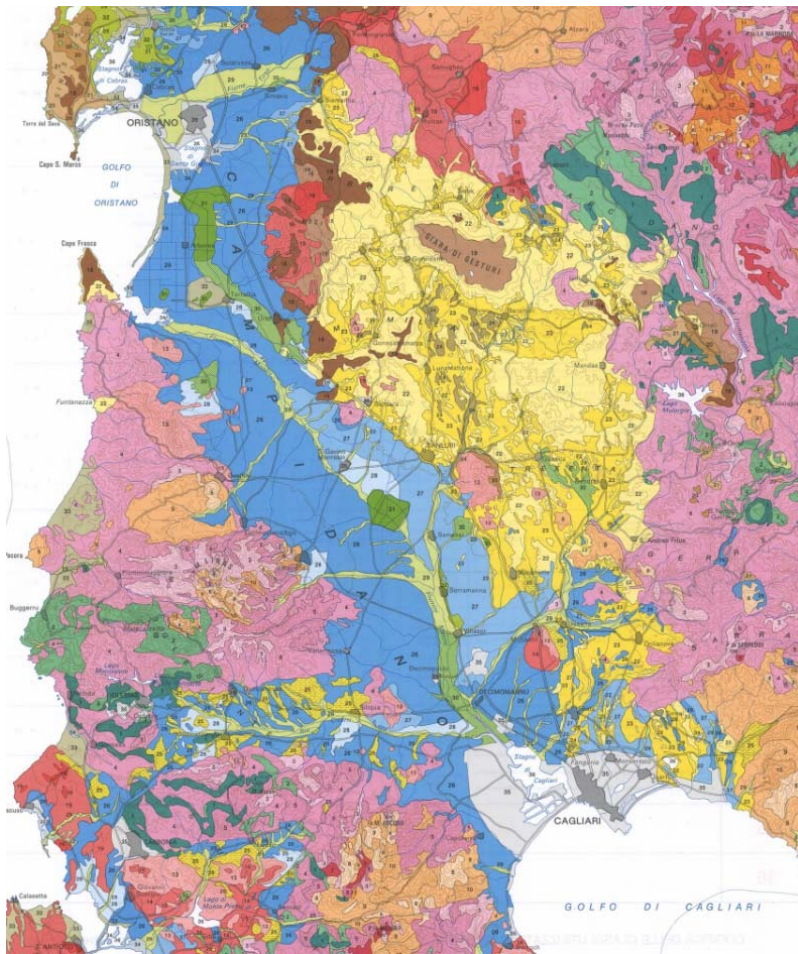


Figure 3.18 a) Un transect traversant la plaine agricole du Campidano et b) le profil du transect de la plaine, l'altitude demeure principalement inférieure à 100 mètres d'est en ouest

Selon la littérature, les variations d'humidité de la couche superficielle du sol en milieu semi-aride sont moins influencées par les variations de modèle numérique de terrain (MNT), mais plutôt par la différence de perméabilité des sols; informations disponibles à partir d'une carte pédologique (Chen *et al.*, 2014).

3.3.4 Données pédologiques

Le sol est un mélange de minéraux, de matières organiques, de gaz, de liquides et d'organismes qui peuvent soutenir la vie végétale. Les cartes pédologiques permettent de nommer les sols et de qualifier leur formation et leur évolution. La taxonomie du sol constitue une classification complexe des sols en fonction de plusieurs paramètres (le plus souvent leurs propriétés) et à plusieurs niveaux (ordre, sous-ordre, etc.) (USDA, 2013; USDA, 2014a). Chaque zone est caractérisée par une unité de paysage et le matériel parental (lettre de A à O); par une unité de carte (chiffre de 1 à 36) définie par une description du sol; et par la classification taxonomique du sol (USDA, 2013; USDA, 2014a) informant sur le sol dominant et les inclusions majeures. En Sardaigne, la carte pédologique disponible a été produite à l'échelle de 1:250 000 (Aru *et al.*, 1990; Vacca *et al.*, 2014) (voir Annexe A pour la carte complète de la Sardaigne et sa légende). Il y a quatre unités de paysages dominantes, soit G, H, I et L, couvrant 78% de la superficie totale de la plaine du Campidano (figure 3.19 et tableau 3.8).



G Paesaggi su marne, arenarie e calcari marnosi del Miocene e relativi depositi colluviali Landscapes on marls, sandstones and marly limestones of the Miocene and their colluvial deposits		
22	Lithic Xerorthents Rock outcrop	Eutric e Lithic Leptosols Calcaric Regosols Rock outcrop
23	Typic e Vertic Xerochrepts Calcixerollic Xerochrepts Typic Xerorthents	Calcaric e Vertic Cambisols Haplic Calcisols Calcaric Regosols
24	Typic Pelloxererts Entic Pelloxererts	Eutric e Calcic Vertisols
H Paesaggi su argille, arenarie e conglomerati (formazioni del Cixerri e di Ussana) dell'Eocene, Oligocene e Miocene Landscapes on claystones, sandstones and conglomerates (Cixerri and Ussana formations) of the Eocene, Oligocene and Miocene		
25	Typic e Lithic Xerorthents Typic e Lithic Xerochrepts Calcixerollic Xerochrepts	Eutric e Lithic Leptosols Eutric Regosols Eutric Cambisols Haplic Calcisols
I Paesaggi su alluvioni (a), (b), (c) e su arenarie eoliche cementate (d) del Pleistocene Landscapes on alluvial deposits (a), (b), (c) and eolian sandstones (d) of the Pleistocene		
26	Typic, Aquic ed Ultic Palexeralfs	Haplic Nitisols
27	Calcic e Petrocalcic Palexeralfs	Petric Calcisols Haplic Nitisols Calcic Luvisols
28	Typic e Calcic Haploxeralfs Petrocalcic Palexeralfs	Haplic e Calcic Luvisols Petric Calcisols
L Paesaggi su alluvioni (a), (b), (c) e su conglomerati, arenarie eoliche e crostoni calcarei (d) dell'Olocene Landscapes on alluvial deposits (a), (b), (c) and conglomerates, eolian deposits and calcareous crusts (d) of the Holocene		
29	Typic, Vertic, Aquic e Mollic Xerofluvents	Eutric, Calcaric e Mollic Fluvisols
30	Typic Pelloxererts Typic Chromoxererts	Eutric e Calcic Vertisols
31	Typic Fluvaquents Vertic Fluvaquents	Gleyi - Eutric Fluvisols
32	Lithic Calcixerolls	Calcic Chernozems Mollic Leptosols

Figure 3.19 Paysages et types de sols dominants (colonne de gauche : USDA 1988 ; colonne de droite : FAO 1988) dans la plaine agricole du Campidano et légende (Aru *et al.*, 1990)

Les zones jaunes (unité de paysage G et unités de carte de 22 à 24) représentent les paysages sur marne de grès et de calcaires marneux du Miocène et leurs colluvions (tableau 3.8). Les unités de paysage G-22 et G-23 sont caractérisés par des entisols et des inceptisols, tous deux n'ayant peu ou pas de développement d'horizons pédologiques. L'unité G-24, quant à elle, est caractérisée par un type de sol très argileux (vertisol et xererts) typique du climat méditerranéen dont les hivers sont pluvieux et frais, et les étés chauds et secs (fissuration saisonnière).

Les zones jaunes avec rayures (unité de paysage H et unité de carte 25) représentent en général des paysages d'argile, de grès et de conglomérats de l'Eocène, l'Oligocène et du Miocène (tableau 3.8). L'unité H-25 est de l'ordre entisols avec un sous-ordre orthents typique du climat méditerranéen, étant pratiquement dépourvu de formation d'horizons.

Les zones bleues (unité de paysage I, et unités de carte 26 à 28) représentent les paysages sur alluvions et grès éoliens du Pléistocène (tableau 3.8). Les alluvions représentent les sédiments, tels du sable, de la vase et de l'argile, déposés dans le lit d'un ancien cours d'eau. Ce sont souvent des plaines très fertiles en raison de l'importance des éléments nutritifs dans ces types de sédiments. Le type de sol de ces régions est l'alfisols, naturellement fertile avec un sous-sol d'argile. Les xeralfs sont des alfisols que l'on retrouve dans les régions ayant un climat méditerranéen, ils ont un régime d'humidité xérique (caractérisés par la sécheresse). Les relations empiriques qui seront présentées dans les sections 4.5 (données SAR) et 5.3 (données LANDSAT) ont été développées à partir des données terrain prélevées sur les champs de l'*Azienda San Michele* et l'ensemble des champs échantillonnés correspondent à l'unité de paysage I-26 selon la classification pédologique d'Aru *et al.* (1990).

Enfin, les zones vertes (unité de paysage L et unités de carte 29 à 32) représentent les paysages sur dépôts alluviaux et conglomérats, dépôts éoliens et croûtes calcaires de l'Holocène (tableau 3.8). L'unité H-29 est un sol xerofluents typiquement méditerranéen (régime d'humidité xérique) où les hivers sont humides et les étés chauds et secs. Ces sols se retrouvent habituellement dans les plaines inondables, le long des rivières ou cours d'eau. L'unité I-30 est un vertisols xererts, comme l'unité G-24 (zone jaune), typique du climat méditerranéen. L'unité I-31 est un sol du grand groupe fluvaquents, constitué de couches d'alluvions stratifiés, et généralement plus humide et situé sur des plaines inondables. Enfin,

l'unité I-32 représente les calcixerolls, où les xerolls sont les mollisols des régions méditerranéennes (hivers froids et été chauds).

Tableau 3.8 Les quatre zones pédologiques dominantes de la plaine du Campidano, la superficie totale de la plaine du Campidano est de 3 859 km²

Unité de paysage	Unité de carte	Superficie totale dans la plaine (km ²)	Proportion dans la plaine (%)	Grand-groupe (sol dominant)	Ordre	Sous-ordre	Inclusions majeures
G (zones jaunes)	22	537	14	Xerorthents	Entisols	Orthents	Xerochrepts
	23	558	15	Xerochrepts	Inceptisols	Ochrepts	Xerofluvents
	24	34	1	Pelloxererts	Vertisols	Xererts	Xerofluvents
		1129	30				
H (zones jaunes avec rayures)	25	96	2	Xerorthents	Entisols	Orthents	
I (zones bleues)	26	1009	26	Palixeralfs	Alfisols	Xeralfs	Xerofluvents et Ochraqualfs
	27	298	8	Palixeralfs	Alfisols	Xeralfs	Xerofluvents
	28	92	2	Haploxeralfs	Alfisols	Xeralfs	Xerofluvents
		1399	36				
L (zones vertes)	29	239	6	Xerofluvents	Entisols	Fluvents	Xerochrepts
	30	91	2	Pelloxererts et Chromoxererts	Vertisols	Xererts	Xerofluvents
	31	41	1	Fluvaquents	Entisols	Aquents	Xerofluvents et Haplaquepts
	32	33	1	Calcixerolls	Mollisols	Xerolls	Xerochrepts
		404	10				
Superficie totale des quatre unités de paysage dominantes		3028	78				
Superficie totale des autres unités de paysages non dominantes		831	22				

C'est l'information contenue dans la carte pédologique de la Sardaigne (Aru *et al.*, 1990) qui permet de regrouper les zones homogènes en fonction de la qualité de drainage du sol. Les trois paramètres importants pour déterminer cette qualité du sol sont: le type de sous-ordre, l'unité de paysage et substrat (matériel parental), et la description du sol (perméable ou imperméable) (tableau 3.9). Ces paramètres permettent donc de savoir si un sol est plutôt constitué de matériaux sablonneux ou argileux et s'il est plutôt imperméable ou très perméable. Ainsi, l'on peut croire que certaines zones ont un très bon ou un très faible potentiel de drainage selon son type de sol. Un sol ayant une texture sableuse est un sol bien aéré, facile à travailler, pauvre en réserve d'eau, pauvre en éléments nutritifs, et ayant une faible capacité d'échange anionique et cationique. Tandis qu'un sol ayant une texture argileuse, est un sol chimiquement riche, un milieu imperméable et mal aéré, formant obstacle à la pénétration des racines, c'est un sol difficile à travailler en raison d'une forte plasticité (état humide) ou de sa compacité (sol sec).

Tableau 3.9 Paramètres du sol

Ordre et sous-ordre		Unité de paysage et substrat		Description du sol	
Code	Sous-ordre	Code	Matériel parental	Code	Perméabilité
11	Orthents	1	Méthanorphique	1	Imperméable
12	Fluents	2	Calcaire dolomie	2	Peu perméable
13	Aquents	3	Calcaire orogène	3	Moy. perméable
14	Psamments	4	Intrusive	4	Perméable
21	Ochrepts	5	Effusive acide	5	Très perméable
22	Umbrepts	6	Effusive basique		
31	Xerals	7	Marne		
41	Xerolls	8	Argile		
51	Xererts	9	Alluvion		
61	Orthids	10	Sable		
		11	Sédiments littoraux		
		12	Urbain		

Tous les champs échantillonnés de l'*Azienda San Michele* se retrouvent dans la même unité de paysage, soit la I-26 (présenté dans les tableaux 3.8 et 3.9) caractérisée par le grand groupe pédologique (sol dominant) palexerals, dont l'ordre est alfisols et le sous-ordre xerals. Le matériel parental est composé d'alluvions, et le sol est décrit comme étant moyennement perméable pour cette zone. Les inclusions majeures identifiées par la carte pédologique à cet endroit sont de type xerofluents et ochraquals.

4. DÉVELOPPEMENT D'UN MODÈLE EMPIRIQUE À PARTIR DE DONNÉES SAR POUR ESTIMER L'HUMIDITÉ DE SURFACE DU SOL

4.1 Introduction

Le 1^{er} objectif spécifique est de développer un modèle empirique afin d'estimer les valeurs d'humidité du sol, en utilisant toutes les données *in situ* prélevées simultanément aux passages des satellites ENVISAT et RADARSAT-2. Il est tout d'abord nécessaire de faire une analyse de la base de données SAR et des données *in situ* disponibles de 2005 à 2009, pour le développement du modèle empirique.

De 2003 à 2009, un total de 61 images ENVISAT et 11 images RADARSAT-2 ont été acquises en Sardaigne. Parmi ces 61 images, 46 ont été acquises lors de campagnes de terrain, de 2005 à 2009, soit 35 ENVISAT et 11 RADARSAT-2 (tableau 4.1).

Tableau 4.1 Nombre d'images ENVISAT ASAR et RADARSAT-2 acquises dans le cadre de ce projet de 2003 à 2009

Années	Première image satellite	Dernière image satellite	Nombre d'images ENVISAT ASAR HH & VV	Nombre d'images RADARSAT-2 HH, VV, HV & VH	Nombre total d'images correspondant à des données <i>in situ</i>
2003	1 septembre	6 octobre	2	aucune	aucune
2004	23 février	17 juillet	10	aucune	aucune
2005	24 mars	4 décembre	18	aucune	9
2006	25 mars	20 décembre	7	aucune	7
2007	10 mars	25 octobre	11	aucune	10
2008	2 mai	24 juin	6	5	10
2009	21 avril	15 juin	7	6	10
TOTAL			61	11	46 (11 R2 & 35 ASAR)

Les propriétés du sol (humidité et rugosité) ont été mesurées sur 12 champs ayant une superficie totale de 0,5 à 5 ha. Le tableau 4.2 présente la dimension réelle de chaque parcelle échantillonnée, mais aussi le nombre de pixels équivalent sur les images ENVISAT ASAR (résolution de 12,5 mètres) et RADARSAT-2 (résolution de 6,25 mètres).

Tableau 4.2 Dimension réelle de chaque parcelle (m²) et sur les images ENVISAT-ASAR et RADARSAT-2 (nombre de pixels)

Champs	Années d'échantillonnage	Grandeur de la parcelle (1ha = 10 000 m ²)		ENVISAT-ASAR		RADARSAT-2	
		hectares (ha)	m ²	Dimension des pixels (résolution 12,5 x 12,5m = 156, 25 m ²)		Dimension des pixels (résolution 6,25x6,25m = 39,06 m ²)	
				Nombre de pixels	m ²	Nombre de pixels	m ²
01	2005	0,5	5 000	32	5 000	128	5 000
11	2005 à 2009	1	10 000	64	10 000	256	10 000
12	2008	1,5	15 000	96	15 000	384	15 000
21	2005 à 2009	3,5	35 000	224	35 000	896	35 000
22	2008	0,4	4 000	26	4 000	102	4 000
23	2008	0,5	5 000	32	5 000	128	5 000
24	2008	0,6	6 000	38	6 000	154	6 000
25	2008	0,3	3 000	19	3 000	79	3 000
26	2008	1,8	18 000	115	18 000	461	18 000
31	2008	1,2	12 000	77	12 000	307	12 000
32	2009	5	50 000	320	50 000	1280	50 000
41	2007	1,1	11 000	70	11 000	281	11 000

Les deux champs échantillonnés le plus régulièrement de 2005 à 2009 sont les champs 11 et 21, ayant une dimension de respectivement 1 et 3,5 ha, équivalent à 64 et 224 pixels sur les images ENVISAT ASAR avec une résolution de 12,5 mètres. Il est donc essentiel d'avoir une très bonne précision de correction géométrique à l'échelle locale vu la petite dimension des parcelles agricoles dans cette région.

Suite à l'étude des différentes corrélations existantes entre les données radar ENVISAT et RADARSAT-2 et les données d'humidité du sol mesurées, la meilleure relation linéaire a été utilisée pour estimer les valeurs d'humidité du sol. La relation a été développée et validée (validation croisée) sur les images ENVISAT ASAR, et a aussi été validée sur un ensemble de données indépendantes du capteur RADARSAT-2.

Au final, chacune des zones (champs nus) verra sa valeur de rétrodiffusion moyenne transformée en valeur moyenne d'humidité de surface du sol, suite à l'application de l'équation de droite obtenue avec les meilleurs paramètres. Un tableau de comparaison entre les résultats obtenus avec le modèle (valeurs estimées) et la réalité (valeurs mesurées sur le terrain) est présenté. À l'échelle locale la rugosité nous intéresse puisqu'elle a été mesurée sur le terrain de 2005 à 2009. Par contre, la rugosité a été considérée comme constante pour chaque année de terrain. Cette information représente du bruit (variations aléatoires du signal) sur l'image radar nuisant à l'information sur l'humidité du sol que les pixels contiennent.

4.2 Prétraitement des images ENVISAT ASAR

4.2.1 *Étalonnage et correction géométrique*

Le prétraitement des images SAR est essentiel afin d'avoir une excellente superposition des images aux deux échelles de travail : soit la parcelle et aussi la plaine. Les images ENVISAT ASAR ont été acquises en mode ascendant ou descendant, avec des polarisations HH et VV, et avec une fauchée de IS1 ou IS2, mais exceptionnellement de IS3 ou IS6.

L'étalonnage des données et la correction radiométrique ont tout d'abord été réalisées sur les images ASAR. Lors de cette étape, les images ASAR brutes sont transformées en valeurs de puissance (fonction CDASAR de PCI Geomatica). Les images brutes (.n1) sont donc transformées en image .pix avec 2 bandes (VV et HH) en utilisant la fonction SARSIGM de PCI GEOMATICA. Suite à cette étape, les valeurs numériques sont transformées en valeur de puissance.

L'orthorectification des images ENVISAT ASAR a été effectuée avec le programme Orthoengine du logiciel Geomatica de PCI version 2013. Le modèle utilisé est celui de Toutin et la projection utilisée est UTM 32 S D000 avec une dimension de pixel de 12,5 m par 12,5 m.

Les images ont été corrigées manuellement à l'aide d'orthophotos de la Sardaigne et du modèle numérique de terrain (MNT). De plus, un réflecteur en coin a été installé durant la campagne de terrain en 2007, et est resté sur place jusqu'à la fin de la campagne 2009, dans le coin du champ 11, afin de faciliter la correction géométrique des images satellitaires (figure 4.1). En utilisant environ 10-12 points de contrôle dispersés le plus possible dans l'image, une erreur résiduelle de moins de deux pixels (résolution spatiale du capteur \approx 25 à 28 mètres) était nécessaire afin d'obtenir une correction juste. Autant que possible, les points de contrôle sont réutilisés entre les images, ceci assure une correction équivalente.



Figure 4.1 Réflecteur en coin (champ 11), *Azienda San Michele*

4.2.2 Vérification de la qualité de correction et application de la cote

Pour chaque image, l'évaluation de la correction est effectuée qualitativement par observation de la distorsion de l'image et par le décalage qu'elle présente avec les couches vectorielles des routes et des voies ferrées. Une cote est ensuite attribuée à l'image signifiant la qualité de l'orthocorrection (tableau 4.3). La cote "a" signifie que l'image est bien corrigée dans son entièreté, elle peut être utilisée pour extraire des valeurs de rétrodiffusion. La cote "b" signifie que la correction est acceptable sur l'ensemble de l'image, mais qu'il y a quelques distorsions peu importantes ou de faibles décalages à certains endroits. L'image peut donc être utilisée pour extraire des valeurs sur l'ensemble de la plaine du Campidano. La cote "b" est séparée en trois sous-ensembles :

- b1 : Bonne correction dans la région du bassin versant Rio Mannu et Rio Costara, ainsi que dans la région des champs (peut être utilisée pour extraire des valeurs de ces trois éléments). Les distorsions et décalages sont présents ailleurs dans l'image.
- b2 : Bonne correction uniquement dans la région du bassin versant Rio Costara et des champs (peut être utilisée pour extraire des valeurs de ces deux éléments uniquement). Les distorsions et décalages sont présents ailleurs dans l'image, ainsi que dans la région du bassin versant Rio Mannu.
- b3 : Mauvaise correction dans la région du bassin versant Rio Mannu et Rio Costara, ainsi que dans la région des champs (ne peut pas être utilisée pour extraire des

valeurs de ces trois éléments). Les distorsions et décalages sont présents partout dans l'image.

Enfin la cote "c" signifie que l'image comporte des distorsions et décalages importants après la tentative de correction et qu'elle ne doit pas être utilisée à des fins d'extraction de valeur de rétrodiffusion

Tableau 4.3 Code de correction géométrique des images ENVISAT ASAR

Cote	champs	Rio Costara	Rio Manu	plaine Campidano
a	oui	oui	oui	oui
b				
b1	oui	oui	oui	oui (possibilité de distorsion et décalage ailleurs dans l'image)
b2	oui	oui	non	
b3	non	non	non	
c	non	non	non	non

La figure 4.2 présente les vecteurs utilisés pour la correction géométrique, soit les vecteurs des routes principales et secondaires, l'hydrographie et les voies ferrées. Les points jaunes représentent les points de contrôle choisis dans la plaine du Campidano (en essayant de prendre les mêmes la plupart du temps) et le point turquoise identifie l'*Azienda San Michele*.

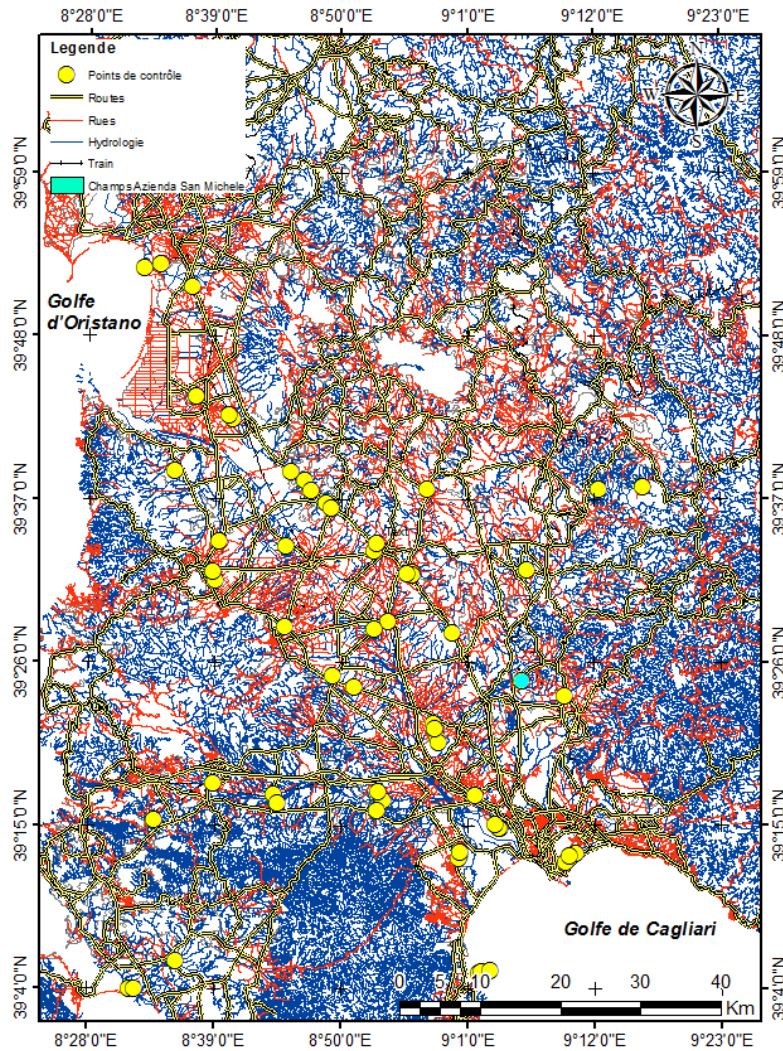


Figure 4.2 Vecteurs utilisés pour correction géométrique des images ENVISAT ASAR, et points de contrôle

Les figures 4.3 et 4.4 présentent les orthophotos (à gauche) et l'image radar (à droite) avec les vecteurs superposés, les champs de l'*Azienda San Michele*, et les points de contrôle situés à proximité de la zone d'étude. Le point du réflecteur en coin est situé près du champ 11, le seul situé sur le secteur de l'*Azienda San Michele*.

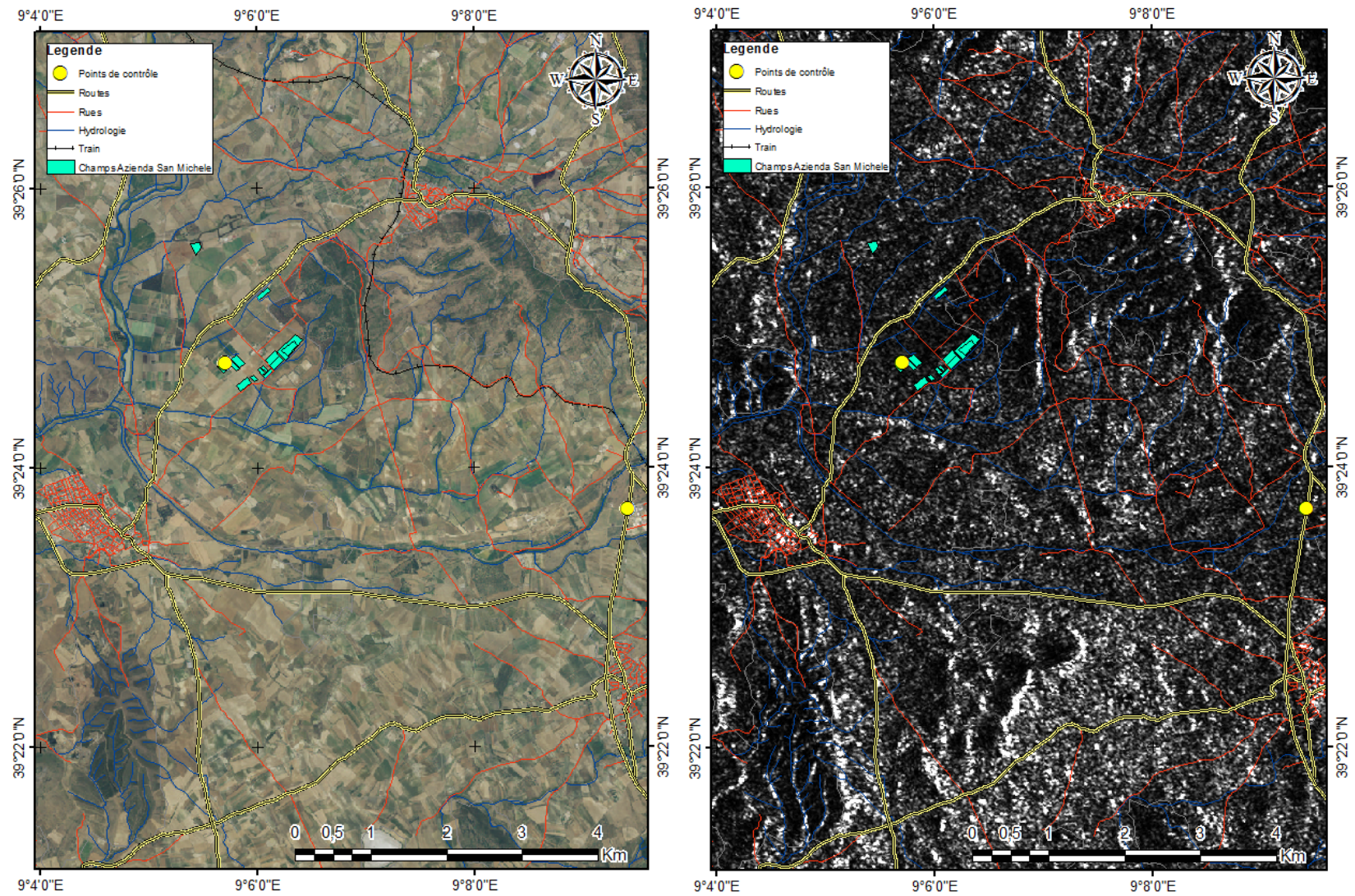


Figure 4.3 Vecteurs, (route, hydrographie, voie ferrée) point de contrôle (jaune), et champs échantillonnés sur l'orthophoto (gauche), et l'image ENVISAT ASAR du 26 octobre 2006 ayant une cote a de correction (droite)

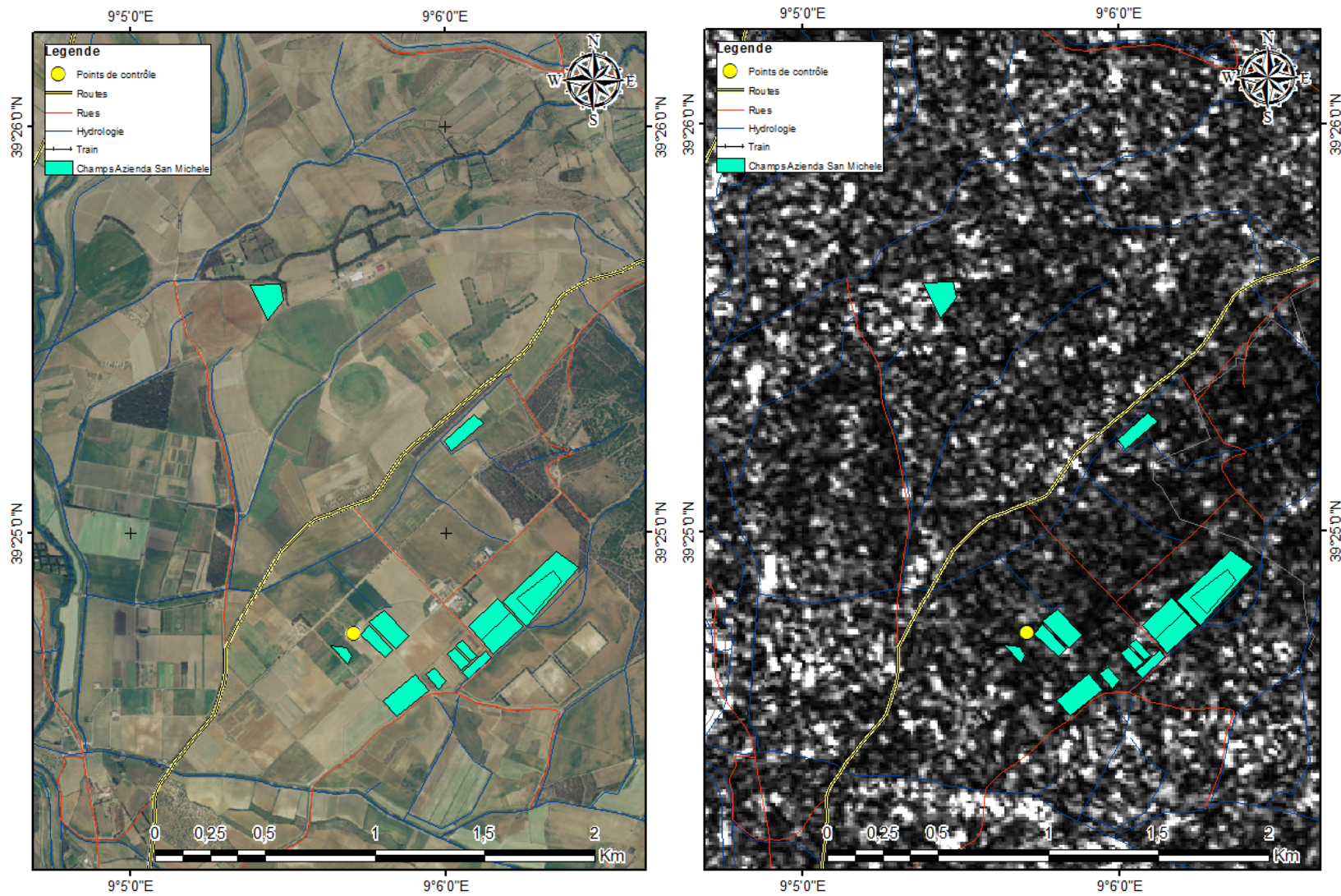


Figure 4.4 Rapprochement sur la zone d'étude : vecteurs, (route, hydrographie, train) point de contrôle (jaune), et champs échantillonnés sur l'orthophoto (gauche), et l'image ENVISAT ASAR du 26 octobre 2006 ayant une cote a de correction (droite)

4.2.3 Base de données des images ENVISAT ASAR

L'étude a débuté avec 61 images ENVISAT ASAR acquises de 2003 à 2009. Le tableau 4.4 présente une description des 61 images ENVISAT ASAR orthorectifiées et des 18 images, mode ascendant et descendant, retenues pour l'analyse à l'échelle locale (en bleu). Pour l'analyse à l'échelle locale des images SAR, les critères sont :

- La date d'acquisition de l'image doit correspondre à la prise de données *in situ*
- Les parcelles échantillonnées doivent être sans végétation (sols nus)
- L'angle d'incidence doit être faible, soit $< 30^\circ$ (IS1, IS2 ou IS3)
- L'orthocorrection des images doit être précise à l'échelle locale

Tableau 4.4 Base de données des 61 images ENVISAT ASAR, polarisation HH et VV

	Date	Mode (orbite)	Angle d'incidence (Θ)	Cote orthorectification	Données <i>in situ</i>	Analyse parcelle
1	01 sept 03	ascendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	b	non	non (pas de terrain)
2	06 oct. 03	ascendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	a	non	non (pas de terrain)
3	23 fév. 04	ascendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	a	non	non (pas de terrain)
4	29 mars 04	ascendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	a	non	non (pas de terrain)
5	03 mai 04	ascendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	a	non	non (pas de terrain)
6	13 mai 04	descendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	b	non	non (pas de terrain)
7	19 mai 04	ascendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	b	non	non (pas de terrain)
8	01 juin 04	descendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	a	non	non (pas de terrain)
9	07 juin 04	ascendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	a	non	non (pas de terrain)
10	23 juin 04	ascendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	a	non	non (pas de terrain)
11	12 juil.04	ascendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	a	non	non (pas de terrain)
12	17 juil. 04	descendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	b	non	non (pas de terrain)
13	24 mars 05	descendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	a	non	non (pas de terrain)
14	30 mars 05	ascendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	a	non	non (pas de terrain)
15	12 avril 05	descendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	b	non	non (pas de terrain)
16	04 mai 05	ascendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	a	non	non (pas de terrain)
17	17 mai 05	descendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	b	non	non (pas de terrain)
18	02 juin 05	descendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	b	non	non (pas de terrain)
19	08 juin 05	ascendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	a	non	non (pas de terrain)
20	21 juin 05	descendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	b	oui	oui
21	07 juil. 05	descendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	c	oui	non (cote ortho c)
22	13 juil. 05	ascendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	a	oui	oui
23	26 juil. 05	descendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	b	oui	non (cote ortho b3)
24	30 août 05	descendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	a	non	non (pas de terrain)
25	15 sept.05	descendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	b (distorsion ds champs)	oui	non (cote ortho b3)
26	04 oct. 05	descendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	c	oui	non (cote ortho c)
27	30 oct. 05	descendant	IS6 (39,1 - 42,8°)	a	oui	non (angle inc. IS6)
28	08 nov. 05	descendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	c	oui	non (cote ortho c)
29	24 nov. 05	descendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	a	oui	oui
30	04 déc. 05	descendant	IS6 (39,1 - 42,8°)	a	non	non (pas de terrain)
31	25 mars 06	descendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	a	oui (trop de végé.)	non (végé dans champs)
32	03 avril 06	ascendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	a	oui (végé.)	oui (végé dans champs)
33	24 mai 06	ascendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	a	oui	oui
34	06 juin 06	descendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	c	oui	non (cote ortho c)
35	24 oct. 06	descendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	a	oui	oui
36	15 nov. 06	ascendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	b	oui	oui
37	20 déc.06	ascendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	a (dB mauvais)	oui	non (données corrompues)
38	10 mars 07	descendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	b	non	non (pas de terrain)
39	04 avril 07	ascendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	a	non	non (pas de terrain)
40	23 avril 07	ascendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	b	oui	oui
41	09 mai 07	ascendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	a	oui (aussi 22 mai)	oui
42	07 juin 07	descendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	a	oui	oui
43	13 juin 07	ascendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	a	oui	oui
44	29 juin 07	ascendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	c	oui	non (cote ortho c)
45	02 juil. 07	ascendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	a	oui	oui
46	18 juil. 07	ascendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	a	oui	oui
47	3 août 07	ascendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	c	oui	non (cote ortho c)
48	25 oct. 07	descendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	a	non	non (pas de terrain)
49	03 mai 08	descendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	c	oui	non (cote ortho c)
50	22 mai 08	descendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	c	oui	non (cote ortho c)
51	28 mai 08	ascendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	a	oui	oui
52	31 mai 08	ascendant	IS3 (26,0 - 31,4°)	a	oui	oui
53	06 juin 08	ascendant	IS6 (39,1 - 42,8°)	a	oui	non (angle inc. IS6)
54	16 juin 08	ascendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	a	non	non (pas de terrain)
55	21 avril 09	descendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	c	non	non (pas de terrain)
56	27 avril 09	ascendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	c	non (28 avril oui)	non (pas de terrain)
57	04 mai 09	descendant	IS3 (26,0 - 31,4°)	a	oui	oui
58	13 mai 09	ascendant	IS1 (15,0 - 22,9°)	c	oui	non (cote ortho c)
59	16 mai 09	ascendant	IS3 (26,0 - 31,4°)	a	oui	oui
60	23 mai 09	descendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	a	non (22 mai oui)	non (pas de terrain)
61	01 juin 09	ascendant	IS2 (19,2 - 26,7°)	b	oui	oui

Le tableau 4.5 présente les détails sur les 18 images utilisées pour l'analyse à l'échelle locale et les données *in situ* (humidité et rugosité) correspondantes. L'humidité de surface a été mesurée pour chacune de ces images, mais par contre la rugosité n'a pas toujours été mesurée simultanément. L'analyse de corrélation entre les données *in situ* et de la base de données SAR est présentée dans la section 5.4.

Tableau 4.5 Les 18 images ENVISAT ASAR (HH, VV) utilisées pour l'analyse à l'échelle locale, et les données *in situ*

Date	Heure	Orbite	Mode	Angle d'inc normalisé (Θ)	Champs	dB VV	dB HH	Rapport copol dB (HH/VV)	Humidité mesurée (%)	Rugosité		
										rms (cm)	Longueur de corrélation (λ) (cm)	
1	21-juin-05	09 :42 :53	DESC	IS1	16°	21	-8,31	-9,45	-1,14	4,6		
2	13-juil-05	21 :07 :20	ASC	IS1	20°	01	-8,21	-9,09	-0,88	20,94		
						21	-6,85	-8,61	-1,76	3,91		
3	24-nov-05	09 :39 :43	DESC	IS2	20°	11	-6,10	-7,94	-1,84	22,01		
						21	-3,56	-3,58	-0,02	26,16		
4	03-avr-06	21 :09 :52	ASC	IS2	24°	21	-9,13	-10,49	-1,36	12,47		
5	24-mai-06	21 :07 :05	ASC	IS1	20°	21	-7,66	-7,97	-0,31	4,24		
6	24-oct-06	09 :42 :44	DESC	IS1	16°	11	-6,95	-7,18	-0,23	15,22		
						21	-7,32	-9,84	-2,51	17,48		
7	15-nov-06	21 :07 :15	ASC	IS1	20°	11	-5,97	-8,17	-2,20	29,44		
						21	-7,91	-8,52	-0,61	13,28		
8	23-avr-07	21 :10 :00	ASC	IS2	24°	11	-9,03	-6,96	2,07	22,02	1,64	28,59
						21	-7,58	-7,88	-0,30	23,81	1,91	38,70
						41	-8,43	-10,42	-1,99	18,18		
9	09-mai-07	21 :07 :26	ASC	IS2	20°	11	-10,06	-9,40	0,66	24,8	1,67	29,83
						21	-4,28	-6,42	-2,13	26,12	1,68	31,97
						41	-4,70	-7,20	-2,50	18,91		
10	07-juin-07	09 :39 :50	DESC	IS2	20°	11	-6,59	-7,25	-0,66	20,35	1,71	32,02
						21	-7,33	-8,64	-1,32	13,49	1,63	35,10
						41	-9,01	-9,20	-0,19	12,08		
11	13-juin-07	21 :07 :12	ASC	IS1	20°	11	-7,80	-6,90	0,89	15,28	2,42	17,02
						21	-5,70	-8,04	-2,34	9,83	1,57	30,08
						41	-3,75	-4,29	-0,54	8,85		
12	02-juil-07*	21 :10 :03	ASC	IS2	24°	11	-7,37	-11,06	-3,70	12,48	1,63	32,70
						21	-8,10	-8,38	-0,28	5,69	1,61	36,38
						41	-8,90	-8,00	0,90	4,77		
13	18-juil-07	21 :07 :13	ASC	IS2	20°	11	-6,70	-7,24	-0,55	16,76		
						21	-6,40	-7,55	-1,14	3,32		
						41	-8,02	-8,02	0,00	2,98		
14	28-mai-08*	21 :07 :06	ASC	IS1	19°	11	-5,62	-7,23	-1,61	11,01	2,15	27,95
						21	-5,38	-5,43	-0,05	11,4	2,34	29,9
						31	-9,18	-7,19	1,99	6,49	1,99	33,53
15	31-mai-08	21 :12 :47	ASC	IS3	28°	11	-8,22	-11,53	-3,30	10,56		
						21	-8,13	-8,25	-0,12	10,73		
						31	-8,79	-9,52	-0,73	6,86		
16	04-mai-09	09 :34 :00	DESC	IS3	29°	11	-8,41	-8,54	-0,13	10,27	2,59	23,49
17	16-mai-09	21 :12 :45	ASC	IS3	28°	11	-7,13	-10,44	-3,31	4,54	2,15	20,68
						21	-8,38	-8,79	-0,41	5,66	2,34	21,42
						32	-8,25	-7,54	0,71	4,38	1,99	19,78
18	01-juin-09	21 :09 :55	ASC	IS2	24°	11	-7,69	-8,56	-0,87	5,4	3,02	27,19
						21	-8,32	-8,27	0,05	4,16	3,13	31,43
						32	-7,76	-8,83	-1,07	4,29	1,78	25,22

*NOTE : Rugosité du 2 juillet 2007 mesurée le 29 juin 2007 ; celle du 28 mai 2008 mesurée le 16 mai 2008

4.3 Prétraitement des images RADARSAT-2

4.3.1 *Étalonnage et correction géométrique*

Les images RADARSAT-2 ont été acquises en mode soit ascendant, soit descendant, mais avec une polarisation complète (HH, VV, HV et VH) et une fauchée de FQ2 ou FQ3, exceptionnellement une fauchée de FQ7 et FQ8 (tableau 4.6). Ces images couvrent une région de 25 km par 25 km et ont une résolution spatiale de 6,25 x 6,25 m (CSA/ASC, 2008).

Tableau 4.6 L'angle d'incidence selon les fauchées du satellite RADARSAT-2

Angle d'incidence (θ °) selon les fauchées de RADARSAT-2	
FQ2	19,8 - 21,8°
FQ3	20,9 - 22,8°
FQ7	25,8 - 27,6°
FQ8	26,92 - 28,72°

Les images RADARSAT-2 ont tout d'abord été étalonnées suivant la même méthodologie que les images ENVISAT ASAR (section 5.2.1) afin d'obtenir des valeurs de pixels en puissance. Ensuite, l'orthorectification des images RADARSAT-2 a été beaucoup plus rapide et efficace que celles des images ENVISAT ASAR. En effet, pour les images RADARSAT-2, il est possible d'utiliser le modèle d'orthorectification *Radar Specific Model* disponible sur le programme Orthoengine du logiciel Geomatica de PCI version 2013. Ce modèle utilise des paramètres supplémentaires disponibles dans les données de l'orbite des données RADARSAT-2 dans le but de réduire la quantité de points de contrôle au sol (GCP) nécessaires. Les images ont donc été orthorectifiées à l'aide d'un point de contrôle, soit celui du réflecteur en coin installé au coin du champ 11, et l'erreur résiduelle est de moins de deux pixels pour chaque image. La projection utilisée est UTM 32 S D000 avec une dimension de pixel de 6,25 m par 6,25 m.

Au total, 11 images RADARSAT-2 ont été acquises en 2008 et 2009, en mode polarimétrique, c'est-à-dire en polarisation complète (HH, VV, HV et VH), orbite ascendante et descendante, et avec un faible angle d'incidence (< 30 °) (tableau 4.7). Les 11 images RADARSAT-2 sont bien orthorectifiées pour les analyses à l'échelle locale et de la

plaine. Il y a eu des mesures d'humidité du sol sur le terrain lors de tous les jours d'acquisition d'images RADARSAT-2 en 2008 et en 2009.

Une étude réalisée par Dissanska (2010) à partir de cette base de données RADARSAT-2 et utilisant les informations polarimétriques des images, révèle qu'il n'y a pas de corrélation suffisante entre les paramètres polarimétriques et les données *in situ* pour développer un modèle empirique d'estimation de l'humidité. Sans les utiliser pour développer un modèle empirique, les images RADARSAT-2 ont été tout de même utilisées pour valider la relation développée avec les images ENVISAT ASAR. Une des raisons pour lesquelles il n'y a pas de relation apparente entre les données *in situ* et les valeurs de rétrodiffusion, c'est probablement parce qu'il n'y avait pas assez de variation d'humidité du sol entre les images: elles ont toutes été prises au cours de l'été, alors que le sol était très sec. Lorsqu'il n'y avait pas assez de différence d'humidité des sols entre les dates, le signal pourrait être principalement influencé par le bruit, la rugosité, plutôt que par l'humidité (beaucoup de valeurs de moins de 10% d'humidité). Ainsi, les images RADARSAT-2 ont seulement été utilisées à des fins de validation du modèle.

Tableau 4.7 Les 11 images RADARSAT-2 (HH, VV) et données *in situ* correspondantes

Image	Date	Heure	Orbite	Mode	Angle d'incidence Normalisé (Θ)	Champs	dB VV	dB HH	Rapport copol dB (HH/VV)	Humidité mesurée (%)	Rugosité	
											rms (cm)	Longueur de corrélation (l) (cm)
1	24 mai 08	05 :39 :21	DESC	FQ3	22	11	-8,68	-8,51	0,17	15,13	2,15	27,95
						21	-8,94	-8,77	0,18	14,21	2,34	29,9
						31	-9,55	-9,57	-0,02	11,42	1,99	33,53
2	27 mai 08	17 :08 :53	ASC	FQ2	21	11	-10,10	-8,79	1,31	14,92		
						21	-7,10	-6,85	0,25	10,85		
						31	-8,74	-8,57	0,17	5,99		
3	13 juin 08	17 :13 :03	ASC	FQ7	27	11	-11,54	-10,67	0,87	13,85	2,96	
						21	-9,44	-9,38	0,06	6,08		
						31	-9,33	-8,30	1,03	4,71	3,13	
						22	-9,21	-10,13	-0,92	4,84		
						23	-7,98	-8,57	-0,58	4,64		
						24	-10,61	-10,37	0,24	5,42		
						25	-9,81	-10,24	-0,43	4,82		
4	17 juin 08	05 :39 :23	DESC	FQ3	22	26	-9,16	-9,12	0,04	3,50		
						11	-9,19	-9,23	-0,04	11,81	2,64	
						21	-9,23	-8,94	0,29	7,03	1,74	35,61
						31	-8,58	-8,95	-0,37	3,39	2,02	30,2
						22	-9,63	-10,17	-0,54	5,22		
						12	-10,18	-9,81	0,37	5,35		
						23	-9,43	-8,61	0,83	5,38		
5	24 juin 08	05 :39 :14	DESC	FQ8	28	24	-10,93	-10,19	0,74	5,26		
						25	-10,04	-11,78	-1,74	3,90		
						26	-9,18	-9,19	-0,01	3,47		
						11	-10,02	-10,00	0,02	9,98		
						21	-10,62	-11,01	-0,39	5,48		
						31	-9,14	-9,73	-0,59	2,76		
						22	-11,67	-10,32	1,35	3,10		
6	25 avril 09	05 :39 :38	DESC	FQ3	22	12	-10,25	-10,55	-0,30	4,84		
						23	-11,26	-11,21	0,05	3,85		
						24	-10,89	-10,77	0,13	2,92		
						25	-9,69	-10,24	-0,55	3,46		
						26	-10,23	-10,19	0,04	2,90		
						11	-10,02	-10,00	0,02	9,98		
7	28 avril 09	17 :09 :09	ASC	FQ2	21	21	-6,30	-6,54	-0,24	12,79	2,48	20,53
						11	-4,66	-4,65	0,01	18,02	2,41	24,46
						11	-7,51	-7,10	0,41	4,16	2,81	20,68
8	19 mai 09	05 :39 :39	DESC	FQ3	22	21	-8,90	-8,96	-0,06	4,91	2,20	21,42
						32	-8,15	-8,01	0,14	1,81	1,70	19,78
						11	-7,51	-7,10	0,41	4,162	2,60	21,57
9	22 mai 09	17 :09 :10	ASC	FQ2	21	21	-8,90	-8,69	0,21	4,91	1,84	21,47
						32	-8,15	-8,01	0,14	1,812	1,81	19,90
						11	-6,78	-6,61	0,17	15,97	2,14	21,91
10	12 juin 09	05 :39 :38	DESC	FQ3	22	21	-8,08	-8,06	0,02	3,46	2,05	24,96
						32	-7,88	-7,93	-0,05	3,20	2,19	20,46
						11	-8,01	-6,52	1,49	10,64	2,14	21,91
11	15 juin 09	17 :09 :09	ASC	FQ2	21	21	-8,84	-7,91	0,93	3,01	2,05	24,96
						32	-7,39	-6,82	0,57	2,644	2,19	20,46
						11	-8,01	-6,52	1,49	10,64	2,14	21,91

*NOTE : Pour l'image du 24 mai 2007, la rugosité a été mesurée le 16 mai ; pour l'image du 24 juin 2008 elle a été mesurée le 17 juin 2008 ; pour le 19 mai 2009 elle a été mesurée le 16 mai 2009.

4.4 Analyse de la base de données radar

L'hypothèse de base est que le signal radar (rétrodiffusion) et la variation d'humidité de la surface du sol (données *in situ*) soient corrélés à l'échelle locale agricole, cela étant déjà bien établi dans la littérature (Kornelsen & Coulibaly, 2013). Cette analyse a pour but de

développer le modèle à l'échelle locale avec des données radar, afin d'estimer par la suite l'humidité du sol à l'échelle régionale.

Afin que cette hypothèse soit vérifiée dans le cas de notre site d'étude, il est nécessaire que les facteurs physiques et satellites aient certaines spécificités. Tout d'abord, l'ajustement du capteur doit être similaire pour chaque image: l'angle d'incidence doit être le plus faible possible afin de diminuer l'effet de la rugosité sur le signal. Ainsi, la cause principale de variation du signal, d'une image à l'autre, devrait être la variation d'humidité du sol dans le temps. C'est en effectuant différentes relations linéaires qu'il a été possible de voir s'il existe une tendance de corrélation entre les bandes (HH et VV) et le rapport de bandes (HH/VV) de toutes les images (mode ascendant /descendant ; angle d'incidence IS1 et IS2) et l'humidité mesurée sur le terrain.

Dans cette section de chapitre, il est question des paramètres à la fois techniques (l'orbite et l'angle d'incidence) et physiques (la rugosité) pouvant influencer le retour du signal de rétrodiffusion radar. Dans le cas de cette recherche, c'est l'humidité des sols nus très secs qui nous intéresse. Les autres paramètres doivent alors avoir une influence minimale sur le signal. Cette section vient donc démontrer que selon la base de données disponibles pour cette étude, c'est l'humidité de surface qui influence le plus le signal de rétrodiffusion.

Afin de faire partie de la base de données pour l'analyse à l'échelle locale, les images doivent être bien ortho-rectifiées à l'échelle locale, correspondre aux données terrain sur un sol sans végétation et enfin avoir un faible angle d'incidence ($< 30^\circ$). La figure 4.5 présente comment les 29 images SAR (18 ENVISAT ASAR et 11 RADARSAT-2) ont été sélectionnées pour l'analyse à l'échelle locale.

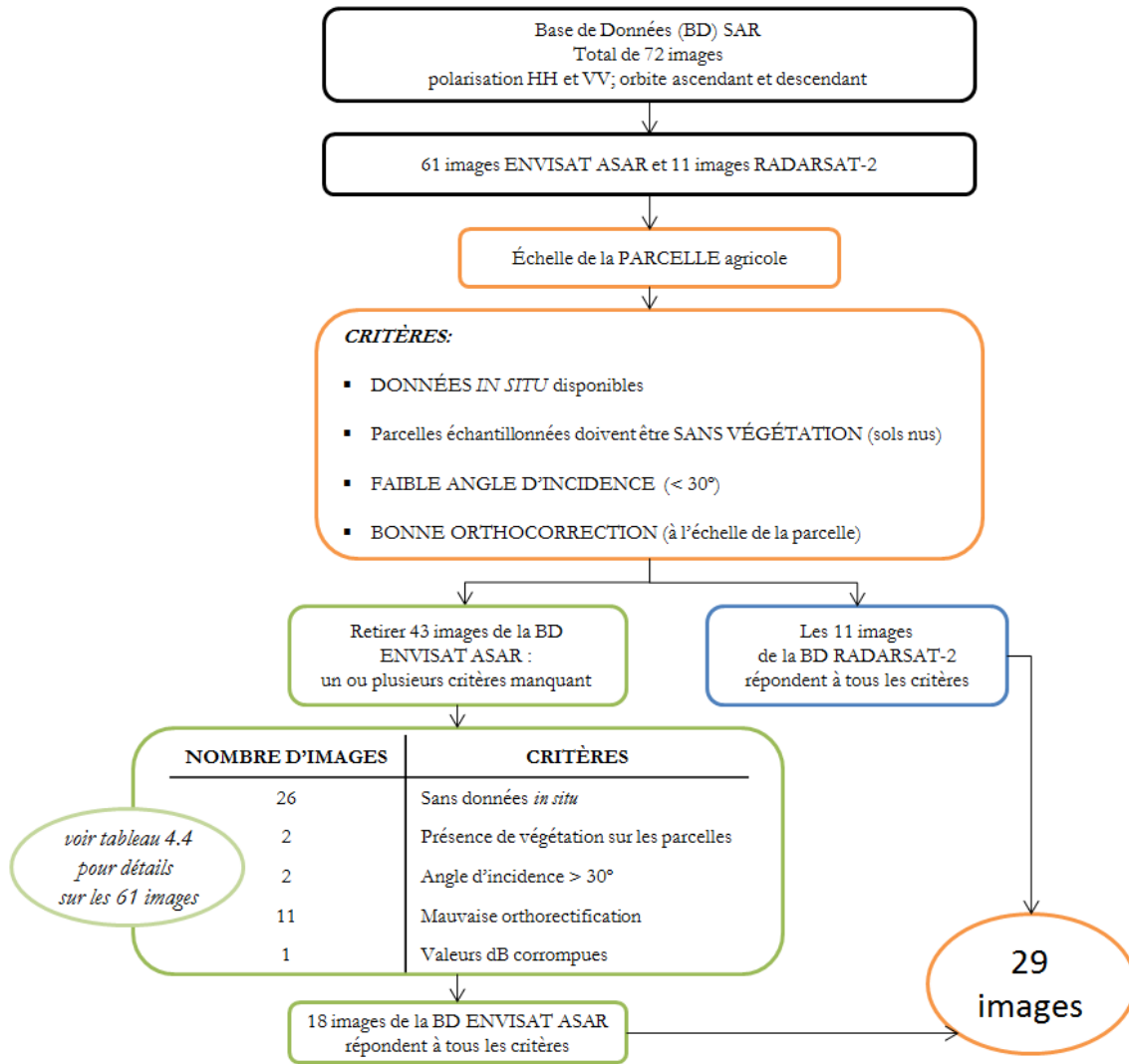


Figure 4.5 La sélection des images SAR pour l'analyse à l'échelle locale

Une fois les 29 images sélectionnées, il a été nécessaire de tester les meilleures corrélations entre le signal radar et les valeurs d'humidité de surface mesurée selon l'orbite du satellite (ascendante ou descendante), la polarisation de l'image (HH ou VV) et le taux d'humidité mesurée (avec ou sans les valeurs de 5% et moins). La figure 4.6 présente les 88 parcelles (sur les 29 images sélectionnées) utilisées pour l'analyse à l'échelle locale.

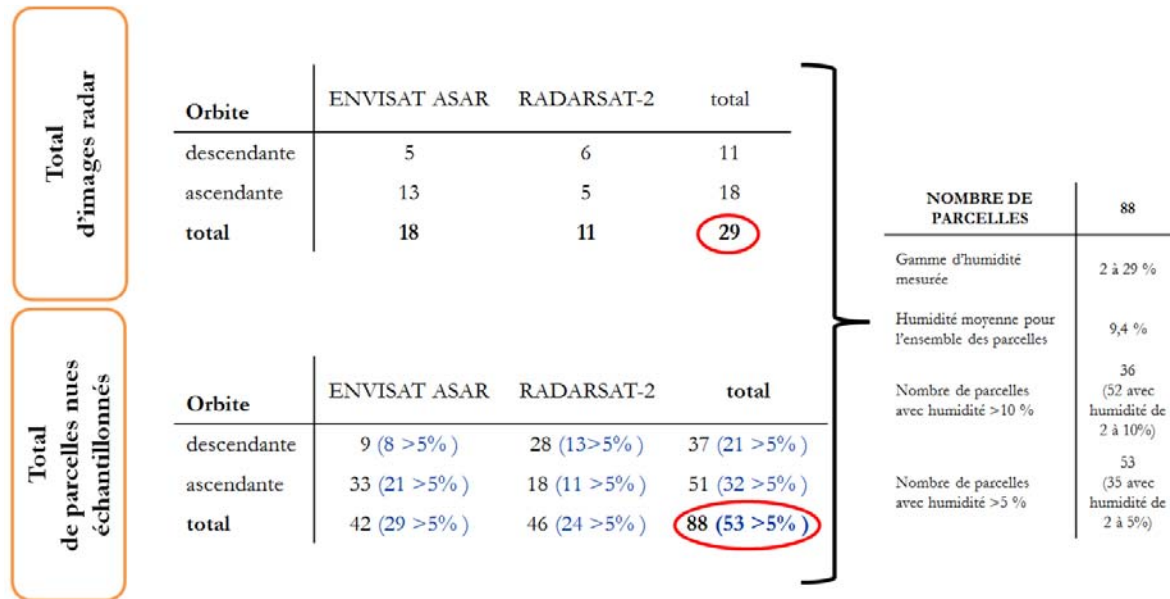
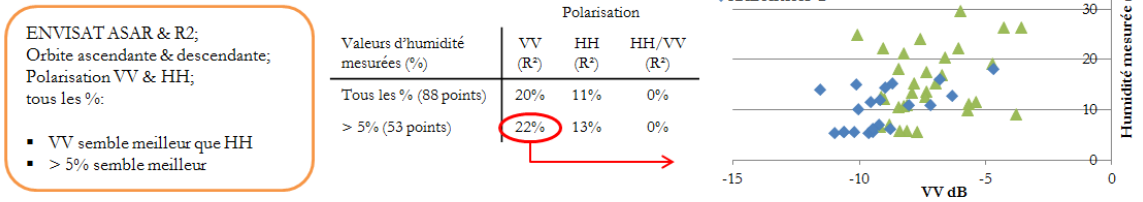


Figure 4.6 Les 29 images et 88 parcelles pour l'analyse à l'échelle locale

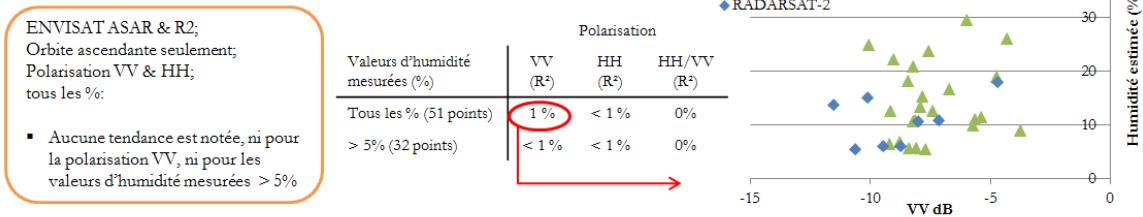
Sur les 29 images, 11 sont en orbite descendante et 18 en orbite ascendante. Les images sont analysées à l'échelle locale, donc chacune des 88 parcelles sont analysées en fonction du signal de rétrodiffusion. Pour les 88 parcelles, la gamme d'humidité mesurée est de 2 à 29%, avec une moyenne pour l'ensemble des champs de 9,4%. Un total de 36 parcelles ont des valeurs d'humidité moyennes de plus de 10%, et 53 parcelles de plus de 5%. Ainsi, l'on peut constater que la majorité des champs échantillonnés, soit 52 sur 88, sont très secs avec des valeurs d'humidité mesurées de moins de 10%.

L'analyse de la base de données SAR consiste à trouver le meilleur coefficient de détermination démontrant la relation entre les données radar et les données d'humidité mesurées. Les résultats de cette analyse sont présentés à la figure 4.7.

ASCENDANTES & DESCENDANTES (88 points)



ASCENDANTES (51 points)



DESCENDANTES (37 points)

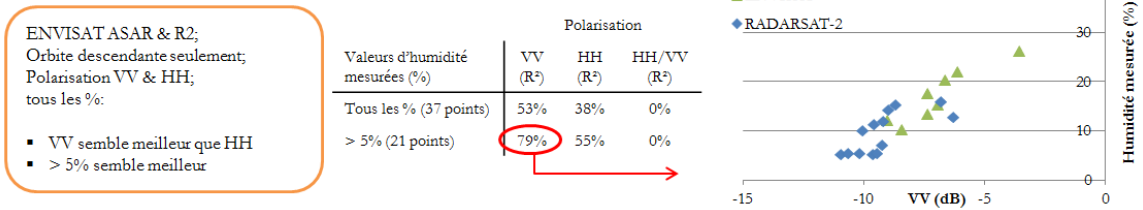


Figure 4.7 Coefficients de détermination (R²) entre le signal radar et les valeurs d'humidité mesurées, selon l'orbite, la polarisation et le taux d'humidité (limite à 5%)

Dans la figure 4.7 l'on peut constater qu'avec les 88 points (haut de l'image 4.7) incluant les images des deux orbites, des deux polarisations et toutes les valeurs d'humidité mesurées, les meilleurs coefficients de détermination sont obtenus avec les données acquises en polarisation VV : R² de 0,20 pour toutes les valeurs d'humidité et 22% pour les valeurs d'humidité de plus de 5%. Le ratio de polarisation HH/VV ne permet pas de tracer une relation, le nuage des 88 points ne présente aucune tendance. Suite à cela, les valeurs acquises selon le mode ont été séparées. En mode ascendant (milieu de l'image 4.7), les relations semblent très faibles avec des coefficients de détermination de moins de 1% pour un total de 51 points, et ce pour les polarisations simples (HH & VV) et le ratio HH/VV. Par contre, pour le mode descendant (bas de l'image 4.7), la relation entre les valeurs d'humidité mesurées et le signal de rétrodiffusion radar est marquée, notamment avec le signal en polarisation VV, avec un R² de 0,53 pour les 37 points, et spécialement en ne sélectionnant que les valeurs d'humidité mesurées de plus de 5 % pour la même polarisation, avec un R² de 0,79 pour 21 points (8 points ENVISAT ASAR et 13 points RADARSAT-2).

Cette analyse permet de supposer que les images ENVISAT ASAR et RADARSAT-2 en mode descendant, de polarisation VV, et avec les valeurs d'humidité mesurées de plus de 5% présentent une forte corrélation avec un coefficient de détermination de 0,79 pour 21 points.

4.4.1 Images SAR en orbite descendante

Afin de développer la relation empirique, ce sont donc seulement les images en mode descendant qui ont été sélectionnées puisqu'elles présentent une relation intéressante avec les valeurs d'humidité mesurées. L'hypothèse expliquant cette observation est que les mesures de terrain ont été faites moins de deux heures de la prise des images ENVISAT et entre 2 et 4 heures de la prise des images RADARSAT-2. En effet, les images ENVISAT ASAR sont acquises vers 9h40 am, et les images RADARSAT-2 vers 5h40 am, et les mesures de terrain étaient faites entre 8 et 11 am environ. Par contre, les images ascendantes sont acquises vers 21h20 pour ENVISAT ASAR et 17h10 pour RADARSAT-2, et cette différence de temps entre l'acquisition d'images et la prise de données amènerait un changement dans les conditions hydriques du sol.

Afin de valider l'hypothèse que l'humidité du sol varie entre le matin et le soir, une analyse des variations d'humidité du sol a été faite à partir des données d'humidité du sol enregistrées par les six sondes (à 10 cm et 20 cm de profondeur) de la station météo installée dans le champ 11 en 2007 par les chercheurs de l'Université de Kiel (Allemagne), malheureusement en 2008 la sonde ne fonctionnait pas.

Selon la base de données de la sonde en 2007, il y a un écart d'humidité même en période de sécheresse entre l'humidité et la température du matin (9h40) et du soir (21h10). Pour l'ensemble de la base de données, du 31 mars au 10 août 2007, la tendance est que la différence moyenne d'humidité entre le matin et le soir pour chacune des sondes est d'environ 1%, avec une tendance négative, donc le sol est plus humide le soir que le matin. Quant à la température, le sol en profondeur est généralement plus frais le soir que le matin (différence d'environ 4°C).

Pour les dates où il y a eu acquisitions d'images satellites et collectes de données de terrain, la tendance est similaire qu'avec l'analyse portant sur l'ensemble de la période (Figure 4.8). On peut constater que l'humidité relative moyenne (moyenne des 3 sondes de chaque profondeur) calculée à 10 cm et 20 cm est presque toujours plus élevée le soir (environ 1%

d'humidité relative) comparativement au matin. La température est plus fraîche le soir (environ 4°C) que le matin. Cet échantillon de données est donc représentatif du reste de la série (du 31 mars au 9 août en continu). De plus, on peut remarquer que la sonde à 10 cm a une différence plus importante entre le matin et le soir que celle à 20 cm. Cela suggère que la différence de la couche superficielle du sol (0-5cm) est encore plus importante.

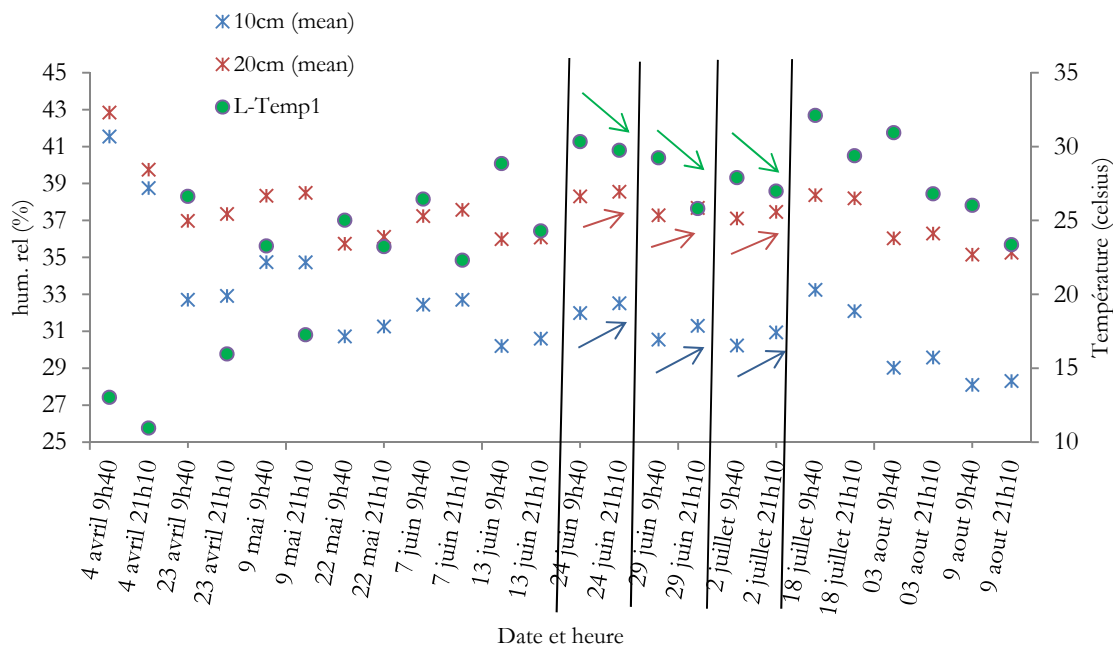


Figure 4.8 Moyenne d'humidité relative (%) à 9h40 et à 21h10 pour les sondes à 10 cm (FDR1, 2, 5) et à 20 cm (FDR 3, 4, 6), lors des passages satellitaires de 2007

Dans la figure 4.9 on peut remarquer deux variations importantes d'humidité. Le 4 avril il y a eu des précipitations de 13,6mm et du 2 au 4 avril, il est tombé environ 42 mm de pluie. Le 18 juillet, le champ 11 a été irrigué en avant-midi (équivalent d'une pluie d'environ 32 mm par mètre carré), ce qui fait augmenter l'humidité.

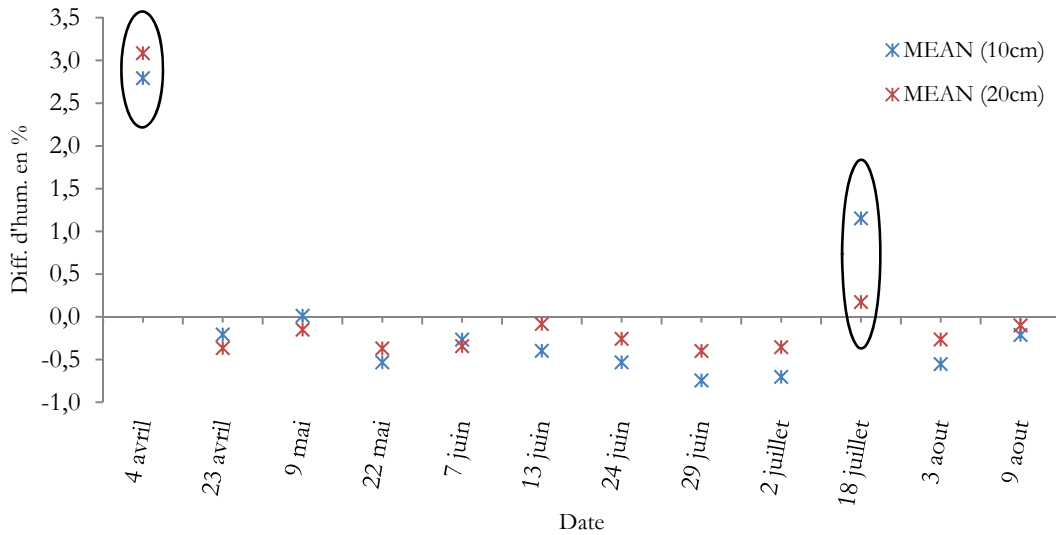


Figure 4.9 Différence entre AM et PM de la moyenne d'humidité relative (%) pour les sondes à 10 cm (FDS1, 2, 5) et à 20 cm (FDR 3, 4, 6) seulement lors des passages satellitaires en 2007 ou de la prise de données terrain

Le tableau 4.8 présente la base de données de 2007 avec les coefficients de rétrodiffusion dans les polarisations VV et HH (ENVISAT ASAR, HH et VV) et les données d'humidité mesurées sur le terrain par la sonde (10 et 20 cm) et par la méthode de gravimétrie (5 cm).

Tableau 4.8 Lors des passages satellitaires de 2007: humidité du sol mesurée sous la surface par des sondes FDR à 10 cm et 20 cm, humidité du sol mesurée à la surface (0-5 cm) et à 10 cm (5-10 cm), et signal de rétrodiffusion VV et HH

Date	Mode	Inc.	Heure	Rétrodiffusion (dB)		Humidité du sol (%)				
				VV	HH	Gravimétrie				
						5 cm	10 cm		20 cm	
AM	AM	PM	AM	PM						
23 avril	ASC	IS2	21:10:00	-9,03	-6,96	22,02	32,91	32,71	37,34	36,98
9 mai	ASC	IS2	21:07:26	-10,06	-9,40	24,80	34,73	34,74	38,49	38,34
7 juin	DESC	IS2	09:39:50	-6,59	-7,25	20,35	32,43	32,43	37,23	37,23
13 juin	ASC	IS1	21:07:12	-7,80	-6,90	15,28	30,60	30,20	36,07	35,99
2 juillet	ASC	IS2	21:10:03	-7,37	-11,06	12,48	30,94	30,23	37,46	37,10
18 juillet	ASC	IS2	21:07:13	-6,70	-7,24	16,76	32,09	33,24	38,20	38,37

4.4.2 Images SAR en orbite descendante et avec une polarisation VV

Ainsi, dans le cadre de cette recherche ayant pour but d'établir la meilleure relation empirique entre les données d'humidité mesurées sur le terrain et le signal de rétrodiffusion, ce sont les images en mode descendant et en polarisation VV qui sont retenues. La polarisation VV a été sélectionnée puisqu'avec celle-ci, le coefficient de détermination est nettement plus élevé, même avec les 88 points échantillonnés, tout comme dans d'autres

recherches qui ont obtenu de meilleurs résultats pour la détection de l'humidité de sols nus avec le VV e.g. : (Joseph *et al.*, 2012; Kweon & Oh, 2014).

4.4.3 Meilleure corrélation avec valeurs d'humidité mesurées >5%

Enfin, les résultats sont meilleurs lorsque les valeurs d'humidité < 5% sont retirées. Cela a déjà été démontré dans la littérature par Svoray et Shoshany (2004): lorsque l'humidité de surface est de moins de 10%, le signal de rétrodiffusion est plutôt influencé par le bruit. Les valeurs de rugosité mesurées sur le terrain ont donc été analysées avec le signal radar, en fonction des valeurs d'humidité mesurées. Le but de cette analyse est de voir si une corrélation semble exister entre le signal et les valeurs de rugosité, lorsque les valeurs d'humidité mesurées sont très faibles. Le tableau 4.9 présente les valeurs de rugosité et d'humidité mesurées simultanément à une image radar ASAR ou R2. Un total de 42 parcelles ont des mesures de rugosité et d'humidité correspondant à un signal de rétrodiffusion dans le mode ascendant et descendant. La gamme des valeurs d'humidité est de 2 à 26%, avec une valeur moyenne de 9,9%. Les *rms* varient de 1,61 à 3,13 cm et les longueurs de corrélation de 17,02 à 36,38 cm. Un total de 16 parcelles sont disponibles pour l'analyse des valeurs *in situ* recueillies seulement lors des passages descendants, et les valeurs de ces parcelles sont similaires à l'ensemble des données *in situ* disponibles.

Tableau 4.9 Parcelles avec mesures *in situ* (rugosité et humidité) et valeurs de rétrodiffusion

	descendant & ascendant	descendant seulement
Nombre de parcelles avec des valeurs mesurées d'humidité et de rugosité	42	16
Gamme d'humidité mesurée	2 à 26%	2 à 20%
Humidité moyenne pour l'ensemble des parcelles	9,9%	9,6%
Gamme de valeurs <i>rms</i> mesurées (rugosité)	1,61 à 3,13 cm	1,63 à 2,59 cm
Gamme de <i>longueur de corrélations</i> mesurées (rugosité)	17,02 à 36,38 cm	19,78 à 35,61 cm

La rugosité a un effet très important sur le signal, tout comme l'humidité du sol. Lors de l'analyse de parcelles de sols nus, il est important de prendre en considération à la fois l'humidité de surface et aussi la rugosité de surface.

Lors de cette étude, deux méthodes ont été utilisées pour calculer la rugosité sur le terrain, le profilomètre et la méthode photogrammétrique (Dong, 2011). Les valeurs calculées à partir

de la méthode photogrammétrique ont été choisies plutôt que celles calculées avec le profilomètre puisque la méthode suivie sur le terrain a été très rigoureuse de 2007 à 2009 (toujours même procédure). Avec le profilomètre, beaucoup de facteurs peuvent altérer les résultats : changement de caméra, différente distance entre instrument et caméra, différente hauteur de prise de photos. Étant donné que le protocole variait d'une année à l'autre, ces données n'ont pas été incluses dans l'analyse.

Différents auteurs qualifient la rugosité de manières différentes. Selon Lievens et Verhoest (2012), les classes de rugosité sont déterminées de manière qualitative, de façon visuelle, avec une analyse de photos prises sur le terrain. Ils qualifient les champs nus selon quatre classes : a) lisses (très lisses, combinés avec des images ayant un angle d'incidence faible; le signal de rétrodiffusion est attribué à l'effet spéculaire), b) moyens, c) rugueux et d) très rugueux. Selon Baghdadi *et al.* (2012), les champs sont classés selon deux catégories de rugosité : 1) les champs lisses avec un $rms < 1,5$ cm, et 2) les autres champs, avec un $rms > 1,5$ cm. Selon ces derniers, les mesures de rugosité d'une catégorie donnée ont une influence similaire sur l'intensité du signal de rétrodiffusion.

Basé sur ces deux méthodes de classification de la rugosité, il est considéré que les champs nus de *l'Azzienda de San Michele* soient tous classés dans la même catégorie. Selon la classification visuelle de Lievens et Verhoest (2012), ils seraient de la classe moyenne ; et selon Baghdadi *et al.* (2012) le rms est de plus de 1,5 cm. En général, la rugosité est non organisée (pas de gros sillons apparents) mais plutôt aléatoire. Elle est présente mais non importante. La rugosité des champs est caractérisée par des mottes de terre, des traces du tracteur, des traces de pas, du feuillage mort (application de produits chimiques ou passage du tracteur en début de saison).

La figure 4.10 présente la relation entre les valeurs mesurées de rugosité et le signal de rétrodiffusion dB HH et VV pour les orbites descendantes et ascendantes, et ce en fonction des valeurs d'humidité mesurées (toute la gamme; $> 10\%$ et $< 10\%$).

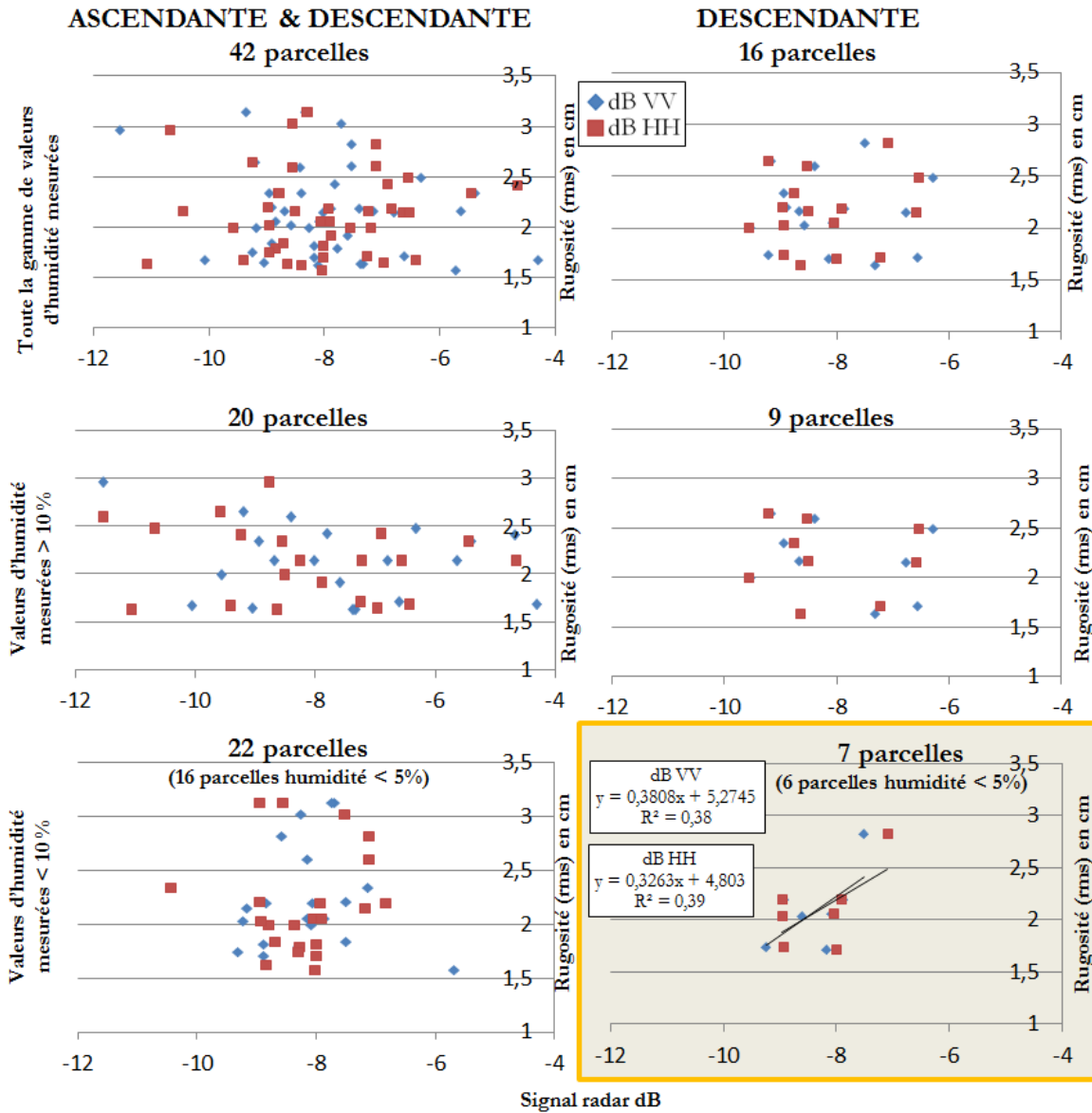


Figure 4.10 Valeurs de *rms* de rugosité mesurées (cm) en fonction du signal radar (dB HH & VV) des images ENVISAT ASAR et RADARSAT-2, orbite ascendante & descendante (gauche de la figure) et seulement descendante (droite de la figure)

La figure 4.10 permet de remarquer qu'une relation semble se tracer entre les valeurs de rugosité mesurées (*rms* en cm) et les valeurs de rétrodiffusion, pour les images en mode descendant, pour les valeurs d'humidité de moins de 10% seulement. Dans le graphique gris (en bas à droite de la figure 4.10), la relation entre la rugosité et le signal radar n'est tracée que pour les valeurs d'humidité de moins de 10%. Sept parcelles correspondent à ces critères, et six d'entre elles ont même des valeurs d'humidité de moins de 5%. Ceci pourrait expliquer pourquoi le coefficient de détermination entre les valeurs d'humidité mesurées est

meilleur lorsque les valeurs de moins de 5% sont enlevées, puisque ces dernières semblent plus corrélées à la rugosité qu'à l'humidité dans le cas de notre site d'étude, et ceci correspond à ce qui a été démontré par Svoray et Shoshany (2004).

C'est donc suite à cette analyse de la base de données comportant 61 images ENVISAT ASAR et 11 images RADARSAT-2 que les images acquises en mode descendant, polarisation VV et correspondant à des valeurs d'humidité mesurées sur le terrain de plus de 5% ont été sélectionnées pour développer le modèle empirique d'estimation d'humidité de surface.

La section suivante présente le développement de la relation empirique pour l'estimation de l'humidité de surface à partir d'images radar ENVISAT ASAR et RADARSAT-2.

4.5 Développement de la relation entre les données SAR et l'humidité de surface

L'analyse du chapitre précédent a permis de démontrer que les images radar en mode descendant de polarisation VV et acquises avec un angle d'incidence entre 26 et 29°, présentent un fort potentiel pour détecter les valeurs d'humidité de surface de plus de 5% (ayant des valeurs de rugosité *rms* se situant entre 1,63 et 2,81 cm) avec un coefficient de détermination de 0,79 (Figure 4.11 et tableau 4.10).

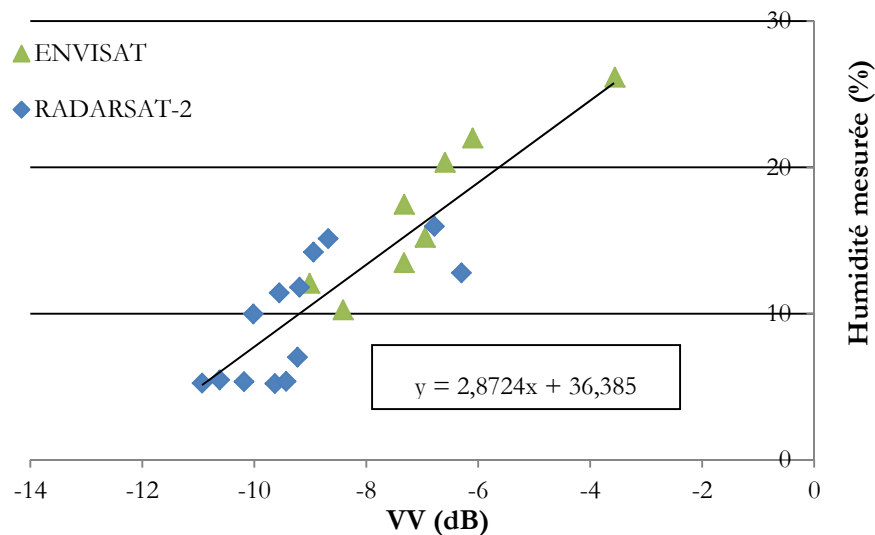


Figure 4.11 Relation entre signal radar descendant, de polarisation VV et des angles d'incidence (θ) entre 16 et 29°, pour des valeurs *in situ* d'humidité entre 5 et 26%

Afin de pouvoir développer un modèle empirique et de le valider adéquatement, il a été décidé de séparer les deux ensembles de données provenant des deux capteurs afin d'en utiliser un pour le développement, et l'autre pour la validation sur un ensemble de données indépendantes.

La base de données ENVISAT ASAR a été utilisée pour développer le modèle empirique en raison de sa gamme de valeurs d'humidité plus représentative des données mesurées sur le terrain durant l'ensemble de la campagne, soit de 10 à 26%. Une validation croisée a ensuite permis de valider la relation. La base de données indépendante RADARSAT-2 a été utilisée pour valider la robustesse du modèle empirique développée avec les images ASAR, et ce même pour des conditions de sécheresse puisque l'ensemble des valeurs d'humidité mesurées de cette base de données varie de 5 à 15%.

Tableau 4.10 Les 21 points utilisées (8 points sur 4 images ENVISAT ASAR et 13 points sur 5 images RADARSAT-2 en mode descendant) pour le développement et la validation de la relation empirique à l'échelle locale

Date	Satellite, Mode	Angle d'incidence normalisé (Θ°)	Heure d'acquisition	Champs	dB VV	dB HH	Ratio de copolarisation (dB HH/VV)	Heure de prélèvement in situ	Humidité mesurée moyenne (%)	Rugosité mms (cm)	Longueur de corrélation (l) (cm)
2005-11-24	ENVISAT, IS2	20	09:39:43	11	-6,10	-7,94	-1,84		22,01		
				21	-3,56	-3,58	-0,02		26,16		
2006-10-24	ENVISAT, IS1	16	09:42:44	11	-6,95	-7,18	-0,23		15,22		
				21	-7,32	-9,84	-2,51		17,48		
2007-06-07	ENVISAT, IS2	20	09:39:50	11	-6,59	-7,25	-0,66		20,35	1,71	32,02
				21	-7,33	-8,64	-1,32		13,49	1,63	35,10
				41	-9,01	-9,20	-0,19		12,08		
2008-05-24	RADARSAT2, FQ3	22	05:39:21	11	-8,68	-8,51	0,17		15,13	2,15	27,95
				21	-8,94	-8,77	0,18		14,21	2,34	29,9
				31	-9,55	-9,57	-0,02		11,42	1,99	33,53
2008-06-17	RADARSAT2, FQ3	22	05:39:23	11	-9,19	-9,23	-0,04		11,81	2,64	35,61
				21	-9,23	-8,94	0,29		7,03	1,74	
				22	-9,63	-10,17	-0,54		5,22		
				12	-10,18	-9,81	0,37		5,35		
				23	-9,43	-8,61	0,83		5,38		
2008-06-24	RADARSAT2, FQ8	28	05:39:14	11	-10,02	-10,00	0,02		9,98	2,64	35,61
				21	-10,62	-11,01	-0,39		5,48	1,74	
2009-04-25	RADARSAT2, FQ3	22	05:39:38	11	-6,30	-6,54	-0,24		12,79	2,48	20,53
2009-05-04	ENVISAT, IS3	29	09:34:00	11	-8,41	-8,54	-0,13		10,27	2,59	23,49
2009-06-12	RADARSAT2, FQ3	22	05:39:38	11	-6,78	-6,61	0,17		15,97	2,14	21,91

Entre 8h et 11h

4.5.1 *Modèle empirique : données ENVISAT ASAR et humidité de surface*

Seules les images répondant aux critères présentés dans la section 5.2.3 ont pu être utilisées pour l'analyse à l'échelle locale. Les images descendantes, ayant un angle d'incidence de moins de 30°, de polarisation VV, bien orthorectifiées (catégorie a, b1 et b2), et acquises simultanément à des données d'humidité mesurées de plus de 5% ont été sélectionnées. Quatre images ENVISAT ASAR, avec un total de 8 parcelles de sols nus, ont donc été utilisées pour le développement de la relation empirique à l'échelle locale. Le tableau 4.11 présente la base de données utilisées pour étudier la relation entre le signal de rétrodiffusion en mode descendant et l'humidité mesurée sur le terrain.

Tableau 4.11 Base de données des images ENVISAT ASAR descendantes utilisées pour l'analyse à l'échelle locale (4 images, 8 points)

	Date	Angle d'incidence normalisé (°)	Champs	Humidité mesurée (%)	dB VV	Rugosité <i>rms</i> (cm)
1	24-nov-05	20°	11	22,01	-6,10	Non dispo.
2			21	26,16	-3,56	Non dispo
3	24-oct-06	16°	11	15,22	-6,95	Non dispo
4			21	17,48	-7,32	Non dispo
5			11	20,35	-6,59	1,71
6	07-juin-07	20°	21	13,49	-7,33	1,63
7			41	12,08	-9,01	Non dispo
8	04-mai-09	29°	11	10,27	-8,41	2,59

La figure 4.12 présente la relation empirique développée avec les images ENVISAT ASAR, et pour chacun des points l'angle d'incidence normalisé de l'image à l'endroit des parcelles échantillonnées est indiqué.

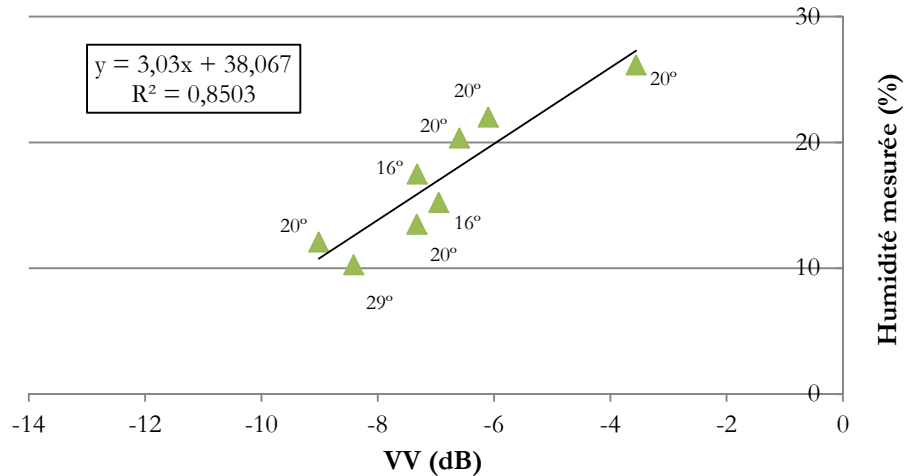


Figure 4.12 Relation empirique développée avec les données ENVISAT ASAR

L'équation 4.1 est donc la relation linéaire développée à partir des images ENVISAT ASAR qui sera la base du modèle empirique pour estimer l'humidité de surface du sol (valeurs entre 10 et 26%) à partir des images radar descendantes ENVISAT et aussi RADARSAT-2 (validation), polarisation VV.

$$y = 3,03x + 38,067 \quad 4.1$$

Où

y : l'humidité de surface de sol nu (%)

x : le signal de rétrodiffusion descendant en polarisation VV (dB)

Les sections suivantes présentent la validation du modèle avec la même base de données ENVISAT SAR par la validation croisée, et la validation de la relation empirique avec un ensemble de données indépendantes du satellite RADARSAT-2.

4.5.2 Validation croisée avec données ENVISAT ASAR

La méthode de validation croisée permet d'estimer la précision du modèle empirique (Jacome *et al.*, 2013). Puisqu'il n'y a pas assez de données terrain disponibles pour utiliser la méthode traditionnelle, soit 1/3 de la base de données sert à la création de la relation et 2/3 servent à la validation de la relation, la méthode "leave-one-out" de validation croisée (LOOCV: *leave-one-out cross-validation*) a été utilisée. Cette méthode implique l'utilisation d'une seule observation de l'échantillon original en tant que donnée de validation, alors que les

observations restantes sont utilisées en tant que données d'entraînement. Cela est répété afin que chacune des données mesurées d'humidité de surface du sol soit utilisée une fois comme donnée de validation. Ainsi, chaque valeur d'humidité mesurée est retirée une fois de l'ensemble des données afin d'obtenir une nouvelle équation. Cette nouvelle équation est utilisée pour estimer cette même valeur ayant été retirée de l'ensemble. Enfin, chaque parcelle se retrouve donc avec une valeur mesurée, et une valeur estimée, et la différence entre ces deux valeurs permet d'obtenir les valeurs résiduelles. L'ensemble des valeurs résiduelles permet d'évaluer le modèle empirique en faisant un test de signification sur la régression.

Le tableau 4.12 présente les résultats de la validation croisée à partir de la base de données ENVISAT ASAR présentée dans le tableau 4.11 (4 images, 8 points).

Tableau 4.12 Base de données de la validation croisée avec les données ENVISAT SAR (4 images, 8 points)

Date	Champs	Humidité Mesurée (hum.mes.) (%)	Humidité Estimée (hum.est.) (%)	R (résidus) (% hum. mes. – % hum. est.)	R ²	(% hum. mes. – moy. % hum mes.) ²	
1	24-nov-05	11	22,01	19,13	-2,88	8,31	23,79
2		21	26,16	30,12	3,96	15,67	81,50
3	24-oct-06	11	15,22	17,27	2,05	4,19	3,66
4		21	17,48	15,63	-1,85	3,41	0,12
5	07-juin-07	11	20,35	17,75	-2,60	6,77	10,35
6		21	13,49	16,24	2,75	7,56	13,27
7	04-mai-09	41	12,08	10,03	-2,05	4,22	25,53
8		11	10,27	13,32	3,05	9,29	47,09
MOYENNE			17,13		0,30	7,43	
SOMME						59,40	205,31
<i>Biais = MOY de R</i>		<i>RMSE = $\sqrt{\text{moy } R^2}$</i>					
Biais = 0,30		RMSE = 2,73					

La figure 4.13 présente la distribution des points illustrant la variation entre l'humidité mesurée et l'humidité estimée à partir de la validation croisée. Le coefficient de détermination R² est de 0,76, la pente est de 0,9, le biais de 0,3 et l'erreur quadratique moyenne ou le RMSE (*Root Mean Square Error*) de 2,73. Le biais représente l'erreur

systematique, donc dans ce cas-ci les valeurs d'humidité estimées seraient systematiquement surestimées de 0,3% avec cette équation.

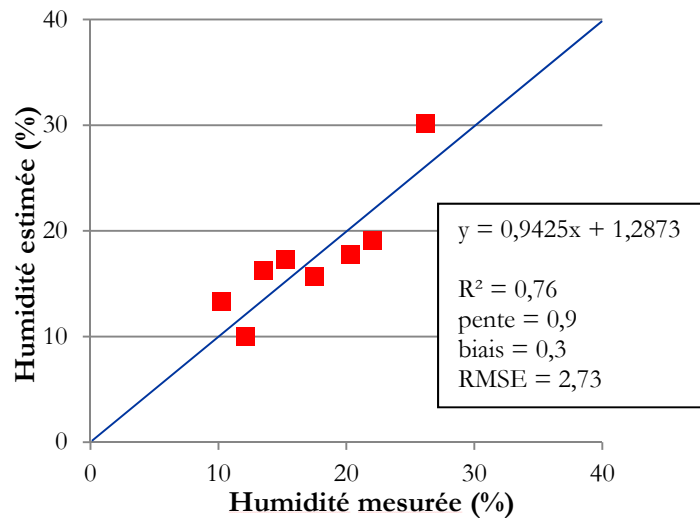


Figure 4.13 Validation croisée de la relation empirique avec les données ENVISAT ASAR

Afin d'affirmer si la validation croisée (figure 4.13) indique une bonne performance du modèle empirique, le test de signification de la régression a été effectué. Avec ce test, l'on veut démontrer que la pente obtenue avec la validation croisée n'est pas significativement différente de 1. Le calcul se fait à partir de la variance résiduelle, calculée avec les résidus et le nombre d'échantillons (équation 4.2), de la statistique de test t , calculée avec la pente de l'équation et la variance résiduelle (équation 4.3), et de la table de la loi de *Student* avec k degrés de liberté ($k = n-2$) au seuil de 5% (le résultat est fiable à 95%).

$$\mathbf{Variance\ résiduelle} = \frac{\left(\frac{\sum R^2}{n-2}\right)}{\sum (\% \text{ hum Obs} - \text{moy } \% \text{ hum Obs})^2} \quad 4.2$$

$$\mathbf{Statistique\ de\ test\ (t)} = \frac{(a-1)}{\sqrt{\text{variance résiduelle}}} \quad 4.3$$

Où :

R^2 : R (résidus) au carré

n : nombre d'échantillons

a : pente

Afin de rejeter l'hypothèse que la pente est significativement différente de 1, il faut que le t absolu soit plus petit que le t de la table de *Student* (au seuil de 5%) qui y correspond selon le nombre d'échantillons.

Dans le cas de la validation croisée avec la base de données ENVISAT ASAR, le t absolu est de 0,3 et le t de la table de *Student* qui y correspond est de 2,4, donc l'on peut rejeter l'hypothèse et conclure que la relation entre les données mesurées et estimées est significative. Cette relation linéaire démontre donc un fort potentiel d'estimation des valeurs d'humidité de surface à partir des images ENVISAT ASAR.

4.5.3 Validation avec ensemble indépendant: données RADARSAT-2

Le tableau 4.13 présente la base des données indépendantes provenant d'un capteur différent (RADARSAT-2), et sélectionnées selon les mêmes critères que les images ENVISAT ASAR, utilisées pour valider la robustesse de la relation empirique développée avec les images ENVISAT ASAR. Les images RADARSAT-2 ont toutes été acquises en orbite descendante avec un angle d'incidence de 22°, sauf une image (deux parcelles) de 28°, et en polarisation VV. La gamme d'humidité pour cet ensemble de données est de 5 à 16%, et la rugosité (rms) varie de 1,74 à 2,64 cm. Le coefficient de détermination pour cette relation (figure 4.14) est de 0,52.

Tableau 4.13 Base de données des images RADARSAT-2 descendantes utilisées pour la validation de la relation empirique développée avec les images ENVISAT ASAR (5 images, 13 points)

	Date	Angle d'incidence normalisé (Θ)	Champs	dB VV	Humidité mesurée (%)	Rugosité (rms en cm)
1	24 mai 08	22	11	-8,68	15,13	2,15
2			21	-8,94	14,21	2,34
3	17 juin 08	22	31	-9,55	11,42	1,99
4			11	-9,19	11,81	2,64
5			21	-9,23	7,03	1,74
6	24 juin 08	28	22	-9,63	5,22	Non dispo.
7			12	-10,18	5,35	Non dispo.
8			23	-9,43	5,38	Non dispo.
9			24	-10,93	5,26	Non dispo.
10	25 avril 09	22	11	-10,02	9,98	Non dispo.
11			21	-10,62	5,48	Non dispo.
12	12 juin 09	22	11	-6,30	12,79	2,48
13			11	-6,78	15,97	2,14

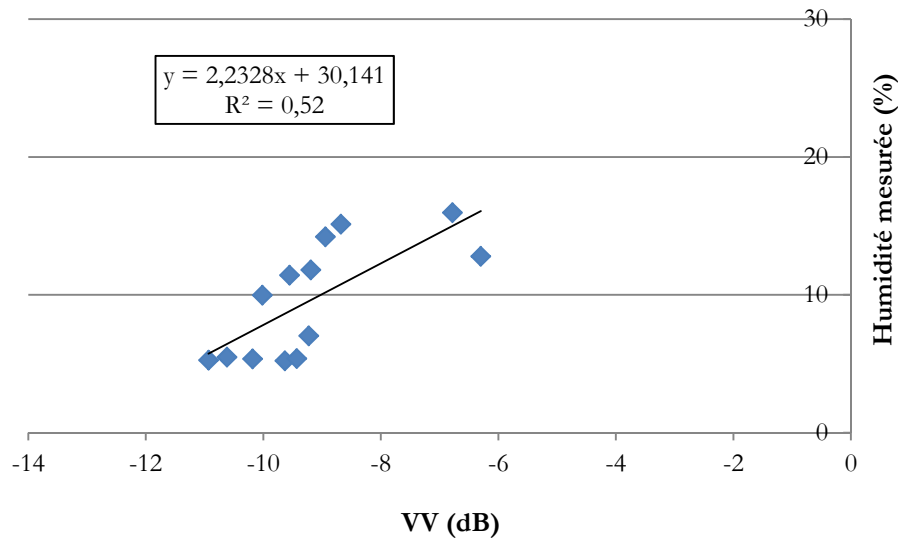


Figure 4.14 Relation entre l'humidité mesurée et le signal de rétrodiffusion pour l'ensemble de données RADARSAT-2 (orbite descendante, polarisation VV) utilisé pour valider la relation empirique développée avec les images ENVISAT ASAR (5 images, 13 points)

La relation empirique (équation 4.1) a été utilisée pour estimer les valeurs d'humidité de surface sur les parcelles à partir des valeurs en dB VV RADARSAT-2 présentées dans le tableau 4.13. Les résultats de l'estimation des valeurs d'humidité sont présentés dans le tableau 4.14. La validation, comparant les données mesurées sur le terrain aux données estimées d'humidité de surface sur les images RADARSAT-2 à partir du modèle développé avec des images ENVISAT ASAR, a ensuite permis de vérifier la performance du modèle présenté dans la section 4.5.1.

Tableau 4.14 Base de données de la validation avec les données RADARSAT-2 (5 images, 13 points)

n	Date	Champs	Humidité Mesurée (hum.mes.) (%)	Humidité Estimée (hum.est.) (%)	R (résidus) (% hum. mes. – % hum. est.)	R ²	(% hum. mes. – moy. % hum mes.) ²
1		11	15,13	11,77	-3,36	11,32	30,40
2	24 mai 08	21	14,21	10,96	-3,25	10,53	21,09
3		31	11,42	9,12	-2,31	5,31	3,26
4		11	11,81	10,21	-1,59	2,53	4,79
5		21	7,03	10,11	3,08	9,47	6,70
6	17 juin 08	22	5,22	8,88	3,66	13,40	19,34
7		12	5,35	7,21	1,86	3,48	18,21
8		23	5,38	9,49	4,11	16,86	17,96
9		24	5,26	4,94	-0,32	0,10	18,99
10	24 juin 08	11	9,98	7,72	-2,26	5,13	0,13
11		21	5,48	5,89	0,41	0,17	17,12
12	25 avril 09	11	12,79	18,98	6,19	38,30	10,08
13	12 juin 09	11	15,97	17,52	1,55	2,41	40,33
MOYENNE			9,62		0,60	9,15	
SOMME						119,01	208,39
<i>Biais = MOY de R</i> Biais = 0,60			<i>RMSE = $\sqrt{\text{moy } R^2}$</i> RMSE = 3,03				

La figure 4.15 présente la distribution des points illustrant la variation entre l'humidité mesurée sur le terrain et l'humidité estimée à partir des données VV dB de l'image RADARSAT-2. Le coefficient de détermination R² est de 0,52, la pente est de 0,7, le biais (erreur systématique) est de 0,60 et le RMSE de 3,0.

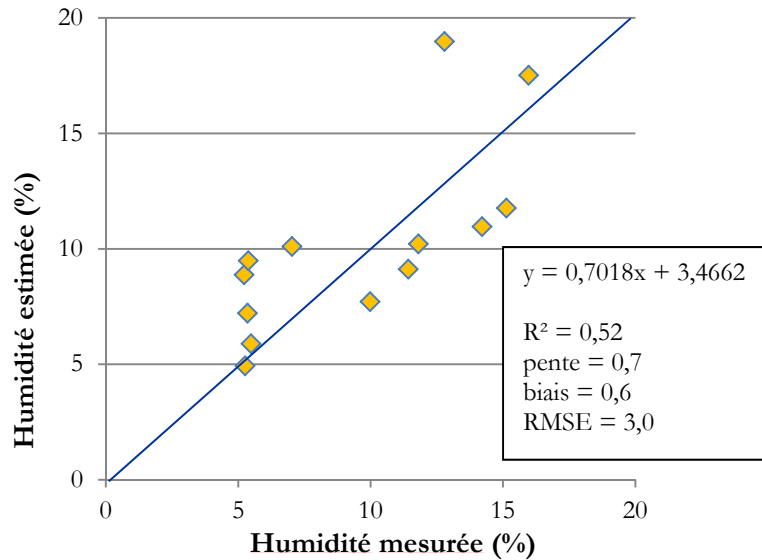


Figure 4.15 Validation de la relation empirique développée avec les données ENVISAT ASAR et validée sur les images RADARSAT-2

Le test de signification de la régression a été effectué afin d'évaluer si la validation indique la significativité entre les échantillons mesurés et ceux estimés. Ainsi, dans le cas de la validation avec la base de données RADARSAT-2, le t absolu est de 1,3 et le t de la table de *Student* qui y correspond est de 2,2, donc l'on peut rejeter l'hypothèse de départ et conclure que la relation entre les données mesurées et estimées est significative, car la pente n'est pas significativement différente de 1. Cette relation linéaire démontre donc un fort potentiel d'estimation des valeurs d'humidité de surface à partir des images SAR, et ce, même en condition de sécheresse (valeurs d'humidité entre 5 et 16%).

4.6 Conclusion

L'analyse des données recueillies à l'échelle locale montre qu'il y a une forte corrélation entre le signal de rétrodiffusion en polarisation VV (dB) mode descendant pour les images acquises avec un angle d'incidence de moins de 30° et l'humidité de surface des sols nus (valeurs d'humidité mesurées de plus de 5%). Tout d'abord, suite à l'analyse de corrélation entre les valeurs de rétrodiffusion des polarisations simples HH (dB) ou VV (dB) ou le ratio des polarisations (HH/VV) et les valeurs d'humidité de surface mesurées, on constate que c'est la polarisation VV qui présente le plus fort coefficient de détermination. Cette corrélation pourrait être expliquée par le fait que le sol est en général très sec sur l'ensemble

des images et que l'onde en polarisation VV (vertical aller-retour) permettrait une pénétration plus profonde et donc une information possiblement plus corrélée à l'humidité de surface plutôt qu'à la rugosité. Puisque les coefficients de détermination pour la polarisation HH (horizontal aller-retour) sont beaucoup plus faibles qu'avec le VV, le signal HH serait possiblement plus corrélé à la rugosité de surface pour de telles conditions. Ensuite, la raison pour laquelle le mode descendant est plus corrélé aux variations de valeurs d'humidité que le mode ascendant s'explique par le fait que l'échantillonnage a été effectué en matinée simultanément à l'acquisition des images en mode descendant. Enfin, le signal varie principalement en fonction des valeurs d'humidité mesurées puisque celles-ci sont pour la plupart assez faible soit sous le seuil de saturation (environ 25-30%) (Le Morvan *et al.*, 2008), alors que la rugosité de surface est considérée comme ayant une influence constante pour l'ensemble des images avec des valeurs de *rms* de plus de 1,5 cm, soit au-delà du seuil de saturation (Fung, 1994; Zribi *et al.*, 2011). En effet, le signal radar en bande C augmente avec la rugosité du sol jusqu'à un seuil de 1,5-2cm, mais au-delà de ce seuil le signal sature avec la rugosité et n'augmente plus.

La relation empirique développée avec les images ENVISAT ASAR a permis d'estimer l'humidité de surface avec un R^2 de 0,76 et une pente de 0,9 (pente significativement près de 1, à un seuil de 95%) à partir d'images ENVISAT ASAR. La même relation a été testée sur un ensemble d'images RADARSAT-2 avec les mêmes critères, mais une gamme plus étroite de valeurs d'humidité mesurées entre 5 et 16%. Les résultats de la validation ont été concluants, soit un R^2 de 0,52 et une pente de 0,7 (pente significativement près de 1, à un seuil de 95%). Les images radar présentent un bon potentiel pour la cartographie de l'humidité du sol à l'échelle de la plaine du Campidano, et ce même en période de sécheresse, selon les critères d'acquisition d'images établis dans ce chapitre.

5. DÉVELOPPEMENT D'UN MODÈLE EMPIRIQUE À PARTIR DE DONNÉES OPTIQUES ET THERMIQUES POUR ESTIMER L'HUMIDITÉ DE SURFACE DU SOL

5.1 Introduction

Dans le précédent chapitre, un modèle empirique pour l'estimation de l'humidité de surface des sols nus d'un milieu agricole semi-aride à partir d'images radar (ENVISAT ASAR) a été développé basé sur des données *in situ*. Le présent chapitre porte sur le 2^e objectif spécifique étant de développer un modèle empirique afin d'estimer les valeurs d'humidité du sol à l'échelle locale en utilisant les mêmes données *in situ*, mais cette fois à partir des bandes optiques et thermique (approche TVX) provenant du satellite LANDSAT 5.

Initialement, les campagnes de terrain ont été planifiées pour coïncider avec les acquisitions d'images radar et non d'images LANDSAT, car l'utilisation de ces images n'était pas prévue. Comme outil de comparaison aux résultats obtenus avec les images radar, les images optiques / thermiques présentent un potentiel intéressant actuel, et à venir. De plus, la littérature suggère un fort potentiel dans l'intégration de différents types de capteurs lors d'analyses d'humidité du sol (Bao *et al.*, 2014; He *et al.*, 2014; Huang *et al.*, 2010; Shoshany *et al.*, 2013). Dans l'article de Shoshany *et al.* (2013), présentant une revue de littérature sur l'utilisation de la télédétection en agriculture, ces derniers mentionnent, entre autres, l'avantage de l'intégration du NDVI avec le signal radar afin de détecter les sols nus et l'intégration des données thermiques et optiques pour développer la méthode du TVX. De plus, en analysant les variations spatiales et temporelles d'humidité du sol obtenue à partir du traitement de ces différents types d'images, l'on peut déceler un certain patron (distribution) de variations d'humidité du sol et comparer les résultats entre eux.

Ainsi, dans ce chapitre, la température de surface (LST) et l'indice de végétation (NDVI) obtenus à partir des bandes optiques et de la bande thermique de LANDSAT 5 ont été utilisés pour déterminer une relation empirique entre l'humidité de surface mesurée sur le terrain et la pente de l'indice de température/végétation (TVX). La relation empirique a été vérifiée par une validation croisée.

La figure 5.1 présente la méthodologie afin d'obtenir des valeurs d'humidité estimées en fonction de la pente TVX sur une image LANDSAT, avec les canaux optiques (pour le NDVI) et le canal thermique (pour la LST).

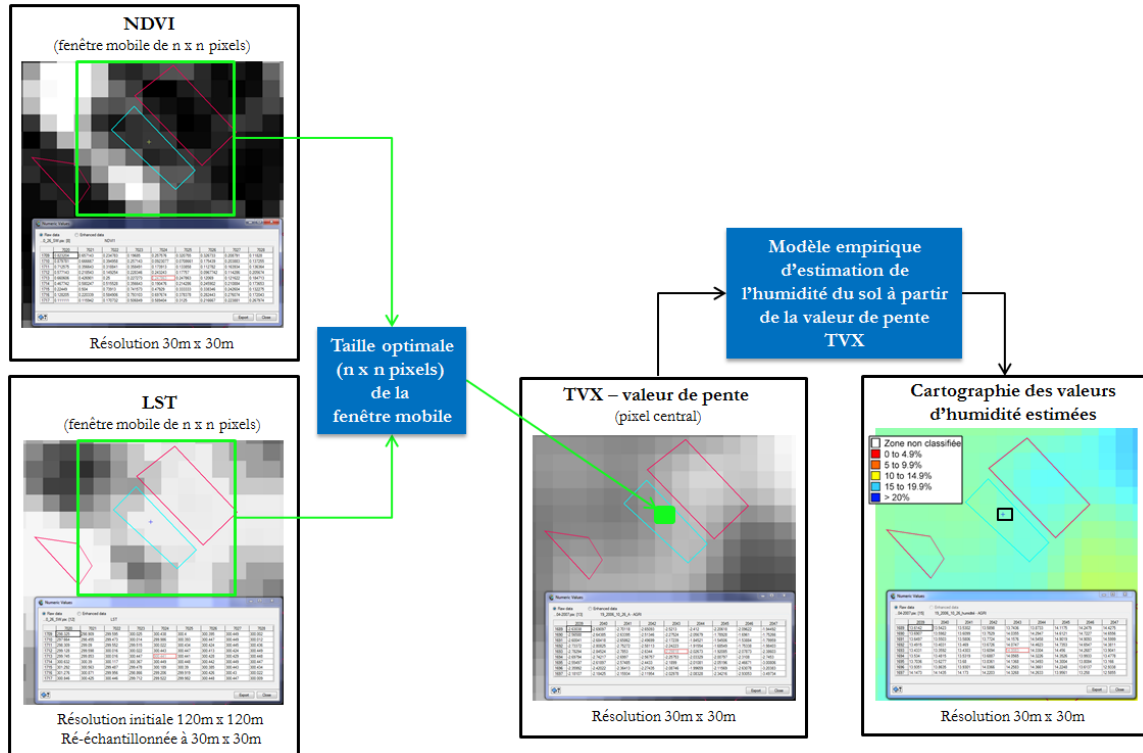


Figure 5.1 Schéma de la méthodologie pour obtenir des valeurs d'humidité estimées à partir d'images LANDSAT 5 et de mesure d'humidité *in situ*. Exemple à partir de l'image acquise le 26 octobre 2006; en turquoise, le champ 11 de l'*Azienda San Michele* ayant une superficie de 1 ha, soit environ 11 pixels de 30 m x 30 m (10 000 m²)

Tout d'abord il faut créer sur l'image LANDSAT un canal de NDVI (équation 2.1) et un autre de LST (équations 2.2 à 2.6). La taille optimale de fenêtre mobile ($n \times n$ pixels) doit être déterminée afin de pouvoir calculer la valeur de pente du TVX pour le pixel central de cette fenêtre. Ensuite, la relation empirique doit être développée à partir de la comparaison entre les valeurs de pente TVX et l'humidité mesurée sur le terrain.

5.2 Prétraitement des images LANDSAT 5

Les propriétés optiques de l'atmosphère varient considérablement dans le temps et dans l'espace. Elles dépendent du contenu en vapeur d'eau et de la quantité d'aérosols en suspension dans l'air. Le signal capté par le satellite est modifié, d'une part, par des

phénomènes de diffusion, de réflexion et d'absorption et, d'autre part, par les rapports géométriques entre le satellite, la cible et le soleil (angles et azimuts) (CCRS, 2014). La réflectance mesurée par le satellite est donc différente de celle de la surface terrestre. Les corrections atmosphériques aident à atténuer les effets liés aux angles d'incidence solaire et aux effets atmosphériques, lesquels changent les propriétés spectrales spécifiques des catégories d'occupation des terres sur l'image (Jensen, 2009). La correction atmosphérique des bandes optiques des images LANDSAT 5 a été effectuée dans FOCUS à l'aide de la fonction ATCOR 3 (*atmospheric correction*)/Transformation de Fourier, avec un modèle numérique de terrain (même dimension et même résolution que l'image à corriger). Seul le calcul de la température de surface (LST) à partir de la bande thermique se fait avec la bande originale, car les équations utilisées s'appliquent sur les radiances TOA (*Top Of Atmosphere*) et tiennent compte des corrections atmosphériques.

5.3 Base de données LANDSAT 5

L'USGS possède une grande collection d'images satellitaires mises gratuitement à la disposition du public. Les images LANDSAT 5, le 5^e satellite du programme LANDSAT, sont disponibles géoréférencées dans le système UTM (*Universal Transverse Mercator*). Les images LANDSAT 5 ont six bandes spectrales dans les domaines du visible et de l'infrarouge réfléchi, et une bande thermique (tableau 2.2). Les bandes spectrales des images LANDSAT 5 ont une résolution de 30 mètres. La bande thermique (bande 6) a une résolution spatiale de 120 mètres, mais les pixels ont été rééchantillonnés à 30 mètres, afin de correspondre aux bandes optiques. À partir de la base de données gratuite du site de l'USGS, 23 images LANDSAT 5 (tableau 5.1) couvrant le territoire et correspondant à la période d'étude (2003 à 2009) sont disponibles. Par contre, quatre images (en rose dans le tableau 5.1) ont dû être retirées en raison d'une présence trop importante de nuages ou de brume. Trois images (en bleu dans le tableau 5.1) correspondent à des données terrain et ont été utilisées pour le développement de la relation empirique. Enfin, 19 images ont pu être utilisées pour l'analyse à l'échelle régionale.

Pour l'analyse multitemporelle de l'échelle régionale, lors de la comparaison entre les résultats radar et LANDSAT, l'image du 8 août 2004 (en vert dans le tableau 5.1) a pu être

analysée puisqu'elle correspond à une image radar descendante (mais sans données *in situ*, donc non disponible pour l'analyse à l'échelle locale).

Tableau 5.1 Base de données images LANDSAT 5

#	Date image LANDSAT TM5	Heure de passage	Couverture de la Sardaigne	Présence nuages/brume	Image radar correspondante	Terrain (entre 8 et 11h aux dates radar)	ANALYSE LANDSAT
1	2003-06-28	09:42:38	N-W	non	aucune	non	régionale
2	2003-06-28	09:42:38	S-W	non	aucune	non	régionale
3	2003-07-07	09:36:38	S-E	non	aucune	non	régionale
4	2003-07-14	09:42:55	S-W	non	aucune	non	régionale
5	2003-07-23	09:36:54	S-E	non	aucune	non	régionale
6	2003-07-30	09:43:13	N-W	non	aucune	non	régionale
7	2003-07-30	09:43:13	S-W	non	aucune	non	régionale
8	2003-08-08	09:36:58	S-E	oui	aucune	non	aucune
9	2003-08-24	09:37:29	S-E	non	1 sept. 2003 - ASC	non	régionale
10	2003-08-31	09:43:47	S-W	non	1 sept. 2003 - ASC	non	régionale
11	2003-09-25	09:38:00	S-E	non	1 sept. et 6 oct. 2003 - ASC	non	régionale
12	2003-10-11	09:38:11	S-E	non	6 oct. 2003 - ASC	non	régionale
13	2004-08-10	09:43:13	S-E	non	17 juil. 2004 - DESC	non	régionale
14	2006-10-26	10:00:48	S-W	non	24 oct. 2006 - DESC	champs 11 et 21	locale et régionale
15	2006-11-11	10:00:43	S-W	oui	15 nov. 2006 - ASC	champs 11 et 21	aucune
16	2006-11-27	10:01:04	S-W	oui	15 nov. et 20 dec. 2006 - ASC	non	aucune
17	2007-04-20	10:01:03	S-W	oui	10 mars 2007 - DESC 23 avr. 2007 - ASC	non champs 11, 21 et 41	masque sols nus seulement
18	2007-06-23	10:00:13	S-W	non	7 juin 2007 - DESC	champs 11, 21 et 41	locale et régionale
19	2009-06-12	09:54:35	S-W	non	19 mai (R-2); 23 mai (ENVI); 12 juin (R2) - DESC	champs 11, 21 et 32	locale et régionale
20	2009-06-28	09:54:52	S-W	non	1 juin 2009 - ASC	non	régionale
21	2009-07-14	09:55:08	S-W	non	aucune	non	régionale
22	2009-07-30	09:55:23	S-W	non	aucune	non	régionale
23	2009-08-15	09:55:37	S-W	non	aucune	non	régionale

Le tableau 5.2 présente la dimension réelle de chaque parcelle à l'étude sur les images LANDSAT 5. Les parcelles des champs 11 et 21 (échantillonnées de 2005 à 2009) ont été utilisées lors de l'établissement de la relation empirique.

Tableau 5.2 Dimension réelle de chaque parcelle sur le terrain (m²) et sur les images LANDSAT 5 (nombre de pixels)

Champs	Années d'échantillonnages	Grandeur (ha) (1ha = 10 000m ²)	Nombre de pixels sur les images LANDSAT 5, bandes 1 à 5 et 7 (Résolution: 30 x 30 m = 900 m ²)	Nombre de pixels sur les images LANDSAT 5, bande thermique 6 (Résolution: 120 x 120 m = 14 400 m ²)
11	2005 à 2009	1	11,1	< 1
21	2005 à 2009	3,5	38,9	2,4
32	2009	5	55,6	3,5
41	2007	1,1	12,2	< 1

5.4 Développement de la relation empirique entre les données LANDSAT et l'humidité de surface des sols agricoles

L'hypothèse de base est que le TVX est corrélé à la variation d'humidité à la surface du sol sur les images optiques / thermiques (comme LANDSAT 5), cela étant bien décrit dans la littérature (Carlson *et al.*, 1994; Gillies *et al.*, 1997; Higuchi *et al.*, 2007; Nemani *et al.*, 1993).

Cette analyse a donc pour but d'établir la relation entre l'humidité de surface du sol à l'échelle locale et des données LANDSAT 5, à partir du TVX, afin d'estimer par la suite l'humidité du sol à l'échelle de la plaine. Ces cartes d'humidité estimées à partir des images LANDSAT (aux deux semaines – si pas de nuage) pourraient être utilisées comme outil de comparaison aux cartes d'humidité estimées à partir des images radar (aux 3 jours). Afin d'obtenir le TVX, il faut tout d'abord calculer l'indice de végétation normalisé (NDVI) et la température de surface du sol (LST).

5.4.1 Le calcul du NDVI

Le NDVI a été calculé sur chacune des images LANDSAT 5 dans le but de tracer la droite du TVX, mais aussi d'isoler les sols nus sur les images radar correspondantes pour l'analyse régionale présentée au chapitre 6. La méthode de calcul du NDVI est décrite à l'équation 2.1 dans la section 2.2.1. Le nouveau canal créé présentant les valeurs de NDVI permet de délimiter un masque isolant les sols nus (avec une végétation presque inexistante) pour ce moment précis (date d'acquisition de l'image), et permet ainsi de superposer le masque sur une image radar acquise dans un intervalle de temps le plus court possible (idéalement la même journée) et d'isoler sur cette dernière les sols nus.

Les valeurs de NDVI des champs nus sont faibles (0 à 0,3), et visuellement la délimitation des sols nus coïncide avec les parcelles plus claires. Avec la combinaison de fausses couleurs TM 4/3/2 dans les canaux rouge, vert et bleu, la végétation ressort en rouge. Sur la figure 5.2, on remarque que le NDVI permet de différencier assez justement les parcelles nues des parcelles avec végétation. La section 6.2.1 présentera la méthodologie suivie pour la détermination de la droite des sols à partir des images LANDSAT 5 dans le but d'isoler les sols agricoles nus de la plaine du Campidano sur les images radar.

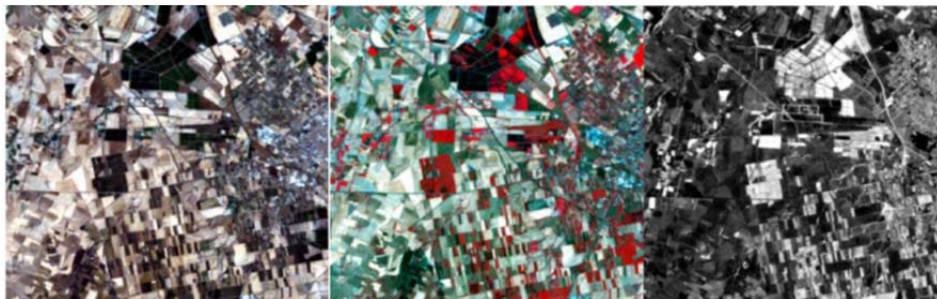


Figure 5.2 Extrait de l'image du 28 juin 2003 en couleur naturelle (rouge-3, vert-2, bleu-1) à gauche, en fausses couleurs (proche infra-rouge-4, rouge-3, vert-2) au centre, et le NDVI à droite

5.4.2 L'estimation du LST

Les valeurs de LST, correspondant à la température proche de la surface terrestre, ont été calculées pour chacune des images LANDSAT 5 de la base de données, dans le but de calculer la pente du TVX. Les équations utilisées (2.2 à 2.6) sont présentées à la section 2.2.2.

Les valeurs de LST estimées à partir des images LANDSAT 5 ont été comparées aux données disponibles de température du sol, à 5 cm de la surface, mesurées par les stations météorologiques de l'ARPAS (présentées à la section 3.3.2). Les valeurs mesurées à quatre stations météo, soit Decimomanu, Samassi, Siliqua et Villacidro, ont pu être comparées aux valeurs de LST extraites de 12 images LANDSAT 5, principalement acquises en 2003. Une base de données comportant 43 valeurs de température de surface observées ponctuellement (chaque station météo donne la LST minimum et le maximum pour chaque date) et estimées pour un pixel correspondant (images LANDSAT 5, acquises entre 9h35 et 10h00 AM), ayant une résolution de 120 m x 120 m, mais redimensionné à 30 m x 30 m. Sur les 43 valeurs de température de surface estimées, 84% sont comprises entre le maximum et le minimum mesurés aux stations. L'heure où la température maximale est atteinte dépend des conditions climatiques et de l'ensoleillement.

La figure 5.3 présente la différence des résultats obtenus avec deux images ayant des températures de sol contrastées. L'image de gauche, acquise le 11 octobre 2003, donne des températures beaucoup plus froides en général que l'image du centre acquise le 31 août 2003. La capture de droite représente un exemple d'images LANDSAT TM en couleur naturelle. Sur les images de température, on peut aussi remarquer que les zones montagneuses avec couvert végétal sont plus froides, de même que les lacs et la mer. On peut aussi différencier les villes des champs grâce aux températures de surface. Lorsque ce sont des journées très chaudes (données des stations) comme en août 2003, année de la canicule en Europe (García-Plazaola *et al.*, 2008), les villes apparaissent plus chaudes que les cultures car les routes et les bâtiments constituent des îlots de chaleur pouvant atteindre de fortes températures.

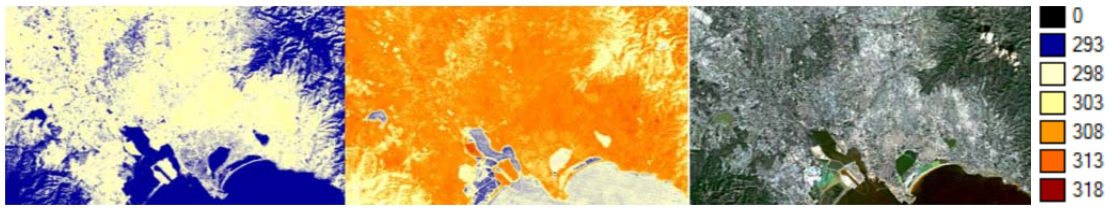


Figure 5.3 Température en Kelvin (légende à droite) de l'image LANDSAT 5 du 11 octobre 2003 (gauche), du 31 août 2003 (au milieu) et de l'image en couleur naturelle (RGB 1/2/3) à droite

La figure 5.4 présente la validation des données estimées et mesurées (valeurs maximales) de LST. Le test de signification de la régression (méthode expliquée à la section 4.5.2, équations 4.2 et 4.3) permet de démontrer, avec un t absolu de 0,05 et un t de la table de *Student* correspondant de 2,021 pour un échantillon de $n-2$ ($n-2 = 41$ données), que la pente n'est pas significativement différente de 1, au seuil de 95%.

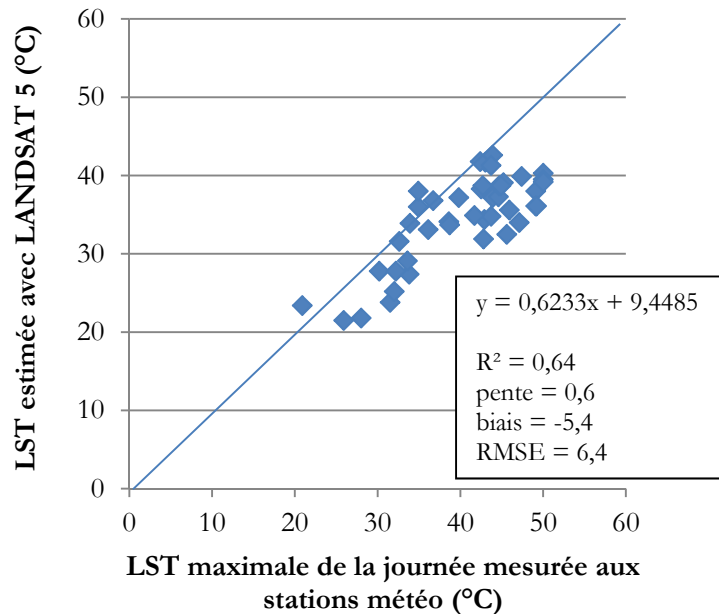


Figure 5.4 Validation des valeurs mesurées de LST aux stations météo de la plaine du Campidano, et des valeurs estimées de LST à partir des images LANDSAT 5

Avec un coefficient de détermination de 0,64 et une pente significative de 0,6, les LST mesurées à partir du canal thermique peuvent être utilisées dans le calcul du TVX (indice température/végétation). Par contre, une sous-estimation des valeurs estimées est notée avec un biais de -5,4% et un RSME de 6,4 dû à l'heure d'acquisition des images (9h35 – 10h00 AM).

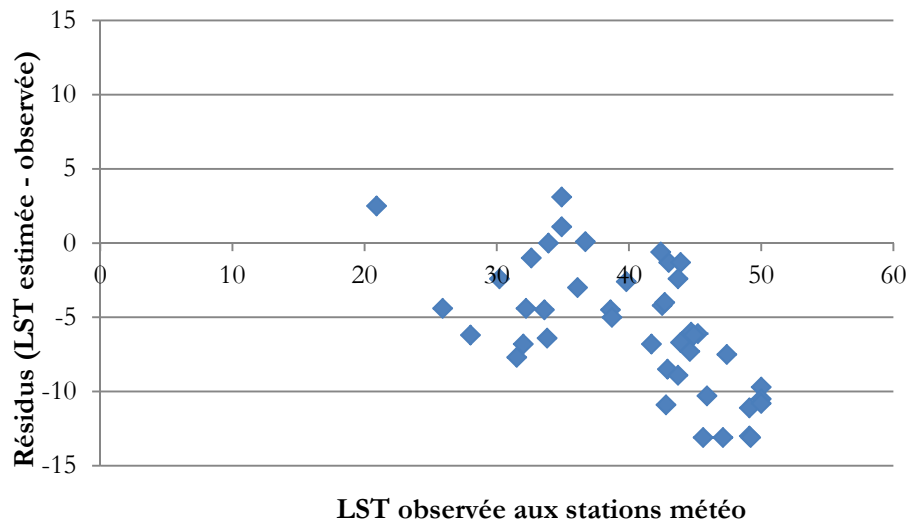


Figure 5.5 Résidus de la LST estimée avec les images LANDSAT 5 et de la LST observée aux stations météo

La figure 5.5 présente les résidus de la relation entre la LST observée aux stations météo et la LST estimée à partir des images LANDSAT 5. Cette figure permet de constater que plus les températures du sol observées sont élevées, plus les résidus sont importants et négatifs. En d'autres mots, plus la LST observée est élevée, plus les LST sont sous-estimées. Cela est logique puisque le satellite acquiert les images entre 9h35 et 10h le matin, et que la température maximale n'est pas encore atteinte à ce moment, du moins pas pour les journées très chaudes. Cela pourrait expliquer l'augmentation des résidus et la sous-estimation des valeurs de LST en fonction des variations de température.

5.4.3 La pente du TVX : taille de la fenêtre mobile idéale et relation empirique pour estimer l'humidité de surface des sols agricoles

Afin de déterminer la taille de la fenêtre mobile ($n \times n$ pixels) pour le TVX, et d'interpréter la relation entre la pente (LST vs NDVI), différentes approches sont possibles (Sandholt *et al.*, 2002), basées sur des approches théoriques ou des mesures de terrain. Sur notre site d'étude, l'espace LST / NDVI a été défini à partir des mesures sur le terrain de l'humidité de la couche superficielle des sols de champs nus. La fenêtre mobile parcourt l'intégralité de l'image et calcule la relation des pentes entre la LST et le NDVI. La taille de la fenêtre a été déterminée de façon à obtenir les meilleurs résultats concernant la relation entre la valeur de pente et l'humidité mesurée à partir des données de terrain. La relation se calcule pixel par

pixel mais tient compte des pixels voisins. Ainsi, la fenêtre de calcul est de forme carrée et s'applique sur les surfaces terrestres seulement (dans le cas de cette étude, seulement sur la plaine agricole du Campidano).

Pour le développement de la relation empirique, il convient d'utiliser les images LANDSAT sans nuage, ni brume, acquises le plus près possible de la date de saisie de données terrain. Ainsi, les trois images correspondant à ces critères sont présentées au tableau 5.3, de même que les données terrain (valeurs d'humidité mesurées) et les résultats de l'analyse du TVX (pente (a) de la relation LST / NDVI, et R² correspondant) pour chaque grandeur de fenêtre mobile testée (5 x 5 à 13 x 13).

Tableau 5.3. Images LANDSAT 5 et valeurs d'humidité mesurées utilisées pour l'analyse à l'échelle locale

Date	Acquisition LANDSAT TM5	Prise de données in situ	Champs	Valeurs d'humidité mesurées (%)	Grosseur de la fenêtre pour calculer la pente TVX									
					5 x 5		7 x 7		9 x 9		11 x 11		13 x 13	
					Pente (a)	R ²	Pente (a)	R ²	Pente (a)	R ²	Pente (a)	R ²	Pente (a)	R ²
2006-10-26		2006-10-24	11	15,22	-1,57	0,47	-1,95	0,50	-2,36	0,55	-2,53	0,58	-2,64	0,55
			21	17,48	-5,16	0,44	-4,85	0,49	-4,32	0,41	-4,02	0,33	-3,95	0,30
2007-06-23		2007-06-24*	11	24,56**	7,56	0,06	9,72	0,26	6,74	0,05	3,00	0,01	0,26	0,01
			21	15,18	-0,46	0,29	-0,11	0,33	-3,96	0,25	-6,64	0,27	-7,71	0,27
2009-06-12		2009-06-12	11	15,97**	1,06	0,07	-0,02	0,01	-1,02	0,04	-2,02	0,12	-2,93	0,29
			21	3,46	-8,48	0,46	-8,49	0,50	-8,85	0,52	-8,31	0,45	-7,28	0,39
R ² calculé à partir de la relation linéaire entre les 6 valeurs d'humidité mesurées (%) dans les champs et les valeurs de pente TVX (a) correspondantes, pour chaque grosseur de fenêtre					0,73		0,75		0,81 (voir figure 5.9)		0,76		0,60	

* Données *in situ* mesurées exceptionnellement à une profondeur de 5 à 10 cm. ** Champ 11 a été irrigué avant l'acquisition des images radar le 7 juin 2007 et le 12 juin 2009

La figure 5.6 présente les coefficients de détermination calculés à partir des relations linéaires entre la LST et le NDVI pour différentes grosseurs de fenêtre.

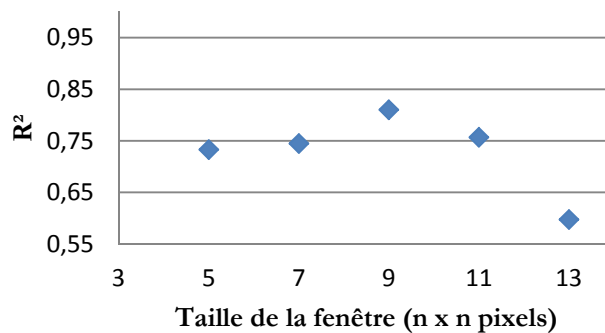


Figure 5.6 Coefficients de détermination (R²) calculés à partir de la relation linéaire entre les valeurs d'humidité mesurées pour chacun des champs et la pente de TVX correspondante pour chaque fenêtre de pixels (5 x 5, 7 x 7, 9 x 9, 11 x 11, et 13 x 13)

La figure 5.6 présente les résultats obtenus lors de l'analyse pour le choix de la taille optimale de la fenêtre de TVX. Les calculs de la relation entre la pente et l'humidité ont été faits sur différentes tailles de fenêtres. Les R^2 pour chacune des relations linéaires entre l'humidité mesurée et les pentes TVX de 5 x 5, 7 x 7, 9 x 9, 11 x 11 et 13 x 13 sont respectivement de 0,73; 0,75; 0,81; 0,76 et 0,60. La relation entre l'humidité mesurée et la pente (LST /NDVI) pour la taille de fenêtre 9 x 9 démontre une pente négative pour une humidité mesurée basse (5%), et une pente positive pour une humidité mesurée élevée (25%) et le R^2 obtenue est le plus fort soit 0,81. La taille de fenêtre idéale pour mesurer la pente de TVX entre le NDVI et la LST, afin que cette dernière soit bien corrélée aux valeurs d'humidité mesurées sur le terrain, semble être la fenêtre de 9 x 9 pixels. L'on peut croire que le potentiel d'autocorrélation entre les pixels d'une image LANDSAT 5 avec une résolution de 30 m en optique et 120 m en thermique serait d'environ 270 m x 270 m, représentée par une fenêtre de 9 x 9 pixels.

Le calcul de la pente du TVX tient compte de toutes les valeurs des bandes de NDVI et de LST. La figure 5.7 présente un exemple de fenêtre ayant une dimension de 9 x 9 pixels, pour l'estimation du pixel central situé dans le champ 11. Dans cette figure l'on peut constater que les pixels ayant une faible valeur de NDVI (pixels foncés), correspondent à des fortes valeurs de LST (pixels clairs sur images de LST), et vice et versa. Cela témoigne d'une bonne corrélation entre l'information contenue dans ces deux bandes, puisqu'une zone ayant un faible NDVI (moins de végétation) aura tendance à avoir une température de surface plus élevée qu'une zone ayant un fort NDVI, où la température de surface sera probablement plus faible puisque l'énergie est davantage concentrée à la transpiration des plantes et non à l'augmentation de la température des feuillages (Higuchi *et al.*, 2007; Sandholt *et al.*, 2002).

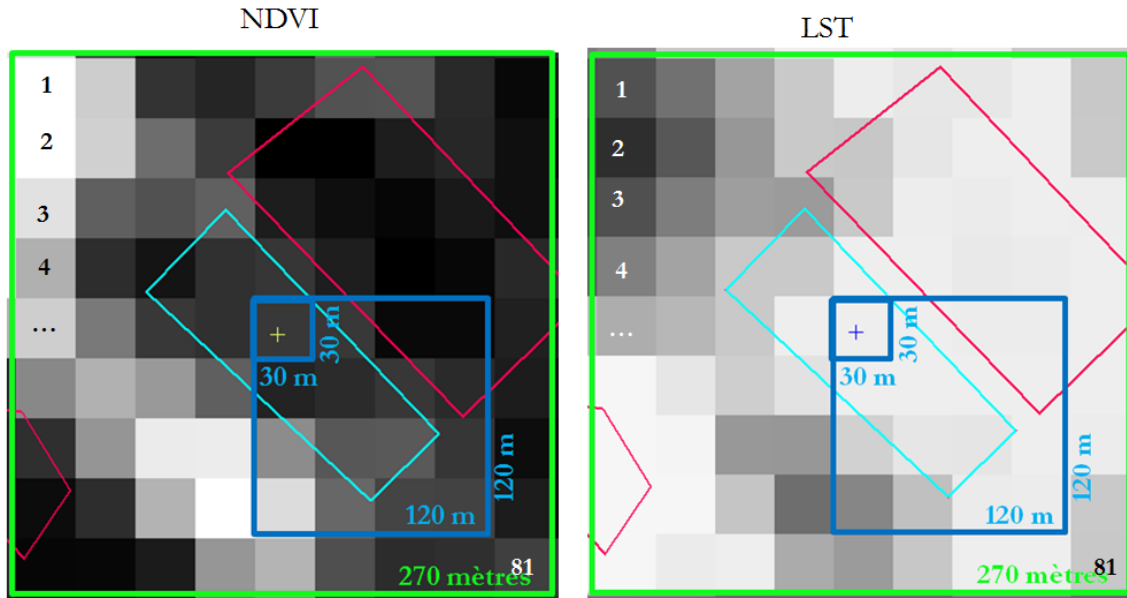


Figure 5.7 Exemple de fenêtre mobile 9 x 9 pour l'estimation de la pente du TVX pour un pixel central situé au milieu du champ 11 (superficie d'environ 1 ha), image LANDSAT 5 du 26 octobre 2006; résolution de 30 m pour les bandes 1 à 5 et 7, et de 120 m pour la bande 6

Dans une fenêtre de 9 x 9 pixels mesurant 270 m x 270 m (pour une résolution de 30 m x 30 m) 81 valeurs de pixels, couvrant une superficie de 72 900 m², sont prises en considération pour le calcul de la pente du TVX du pixel central. La figure 5.8 présente un exemple de distribution des 81 pixels (de la fenêtre présentée à la figure 5.7), la valeur de pente obtenue de même que le coefficient de détermination.

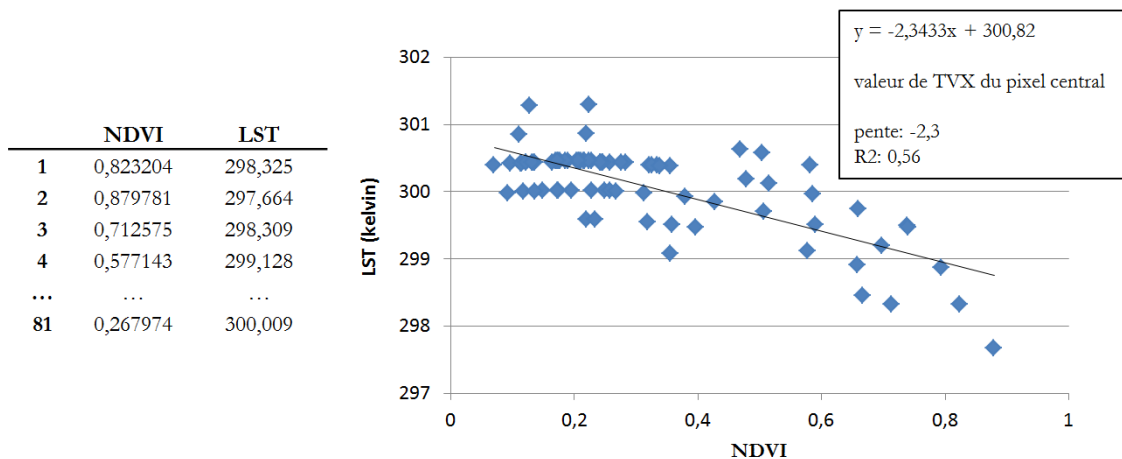


Figure 5.8 Exemple de distribution des 81 pixels de la fenêtre mobile 9 x 9 présentée à la figure 5.7, pour l'estimation de la pente du TVX pour un pixel central situé au milieu du champ 11 (superficie d'environ 1 ha), image LANDSAT 5 du 26 octobre 2006

Avec cet exemple, il est possible de constater que le TVX pour cette fenêtre a une pente négative (-2,3) qui sera attribuée au pixel central de cette même fenêtre et un R² correspondant de 0,56. La valeur moyenne d'humidité mesurée pour ce champ à cette date est de 15%. La figure 5.9 présente le résultat du calcul de la pente TVX (fenêtre 9 x 9) pour l'image du 26 octobre 2006.

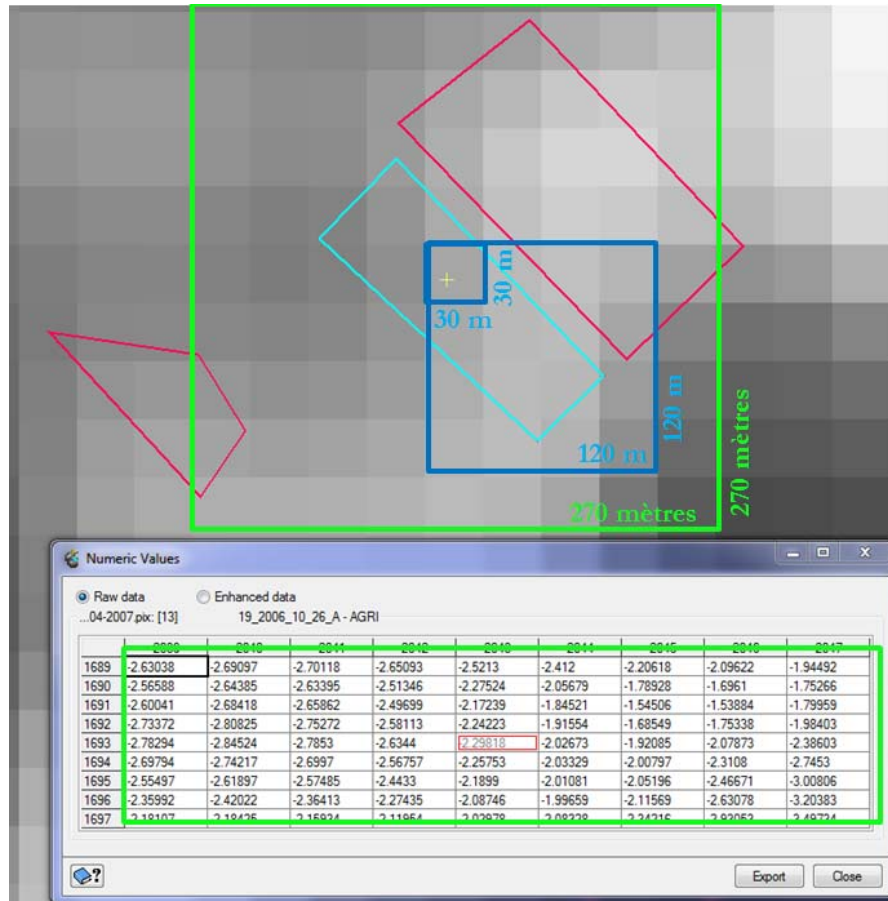


Figure 5.9 Valeurs de pente de TVX pour l'image LANDSAT 5 du 26 octobre 2006 (sur la figure : la fenêtre de 9 x 9 pixels, le champ 11 et le pixel central avec une valeur de pente de -2,3); résolution de 30 m pour les bandes 1 à 5 et 7, et de 120 m pour la bande 6

Afin de comparer la relation entre la LST et le NDVI en temps sec, un exemple de calcul de la pente TVX a aussi été effectué pour le même pixel situé au centre du champ 11, mais cette fois avec une image LANDSAT 5 acquise en temps sec, soit le 12 juin 2009. La figure 5.10 présente un exemple de distribution des 81 pixels, la valeur de pente obtenue de même que le coefficient de détermination pour le même pixel du champ 11.

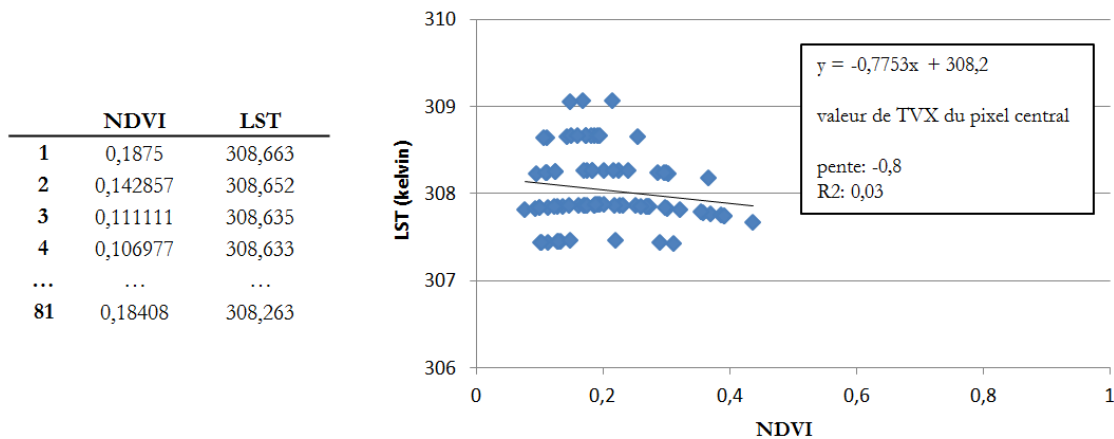


Figure 5.10 Exemple de distribution des 81 pixels de la fenêtre mobile 9 x 9 présentée à la figure 5.7, pour l'estimation de la pente du TVX pour un pixel central situé au milieu du champ 11 (superficie d'environ 1 ha), image LANDSAT 5 du 12 juin 2009

Dans cette figure on peut constater que les variations de NDVI sont beaucoup plus faibles (entre 0,1 et 0,4) que pour l'image d'automne présentée à la figure 5.8 (entre 0,1 et 0,9). Avec une pente TVX beaucoup moins apparente, l'on peut supposer que les résultats pour les images acquises en période sèche ont possiblement moins de potentiel pour être corrélées aux variations d'humidité mesurées dans les champs puisque la pente de TVX n'est pas bien définie. D'ailleurs, Sandholt *et al.* (2002) ont mentionné dans leurs résultats que la saison sèche est caractérisée par de faibles valeurs de NDVI, mais que suite à une pluie, permettant d'obtenir une plus grande variété de valeurs de NDVI, la relation LST / NDVI est mieux définie. Higuchi *et al.* (2007) ont présenté les résultats de l'estimation de la pente TVX à l'échelle continentale, pour différentes zones climatiques à l'aide de données AVHRR (résolution 1 km). Les valeurs de pentes TVX qu'ils présentent sont calculées à partir d'une gamme importante de valeurs de NDVI et de LST. L'on peut voir qu'effectivement, pour de faibles NDVI (moins de 0,4), les points de l'espace LST / NDVI sont moins bien orientés afin de définir une pente de TVX clairement négative, mais plutôt même positive. Selon cette analyse à l'échelle locale des variations de l'espace LST / NDVI sur la plaine agricole des images LANDSAT 5 disponibles (principalement acquises durant la saison sèche), il semblerait que la faible gamme de valeurs de NDVI pourrait avoir une répercussion sur le développement de la relation empirique. Par contre, la pente TVX semble bien fonctionner pour des images comme celle du mois d'octobre. La relation empirique entre la pente TVX

et l'humidité mesurée a donc été établie avec les images et données présentées dans le tableau 5.3, en fonction de la taille de fenêtre optimale, soit 9 x 9 (figure 5.11).

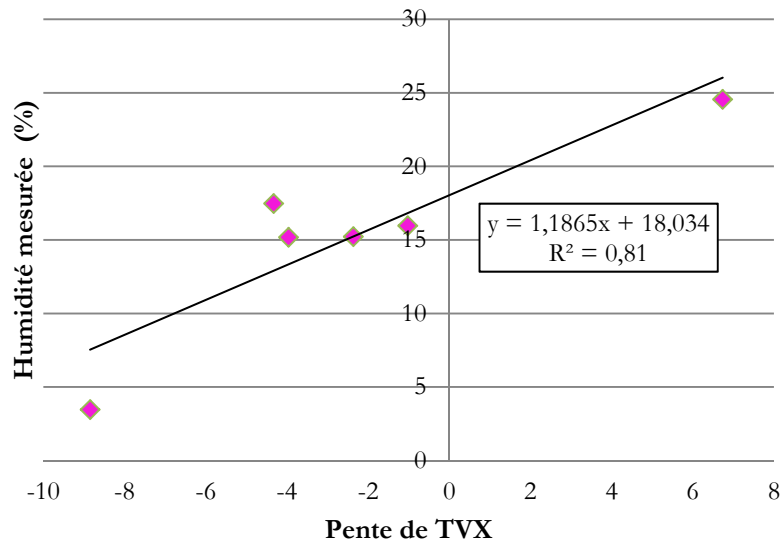


Figure 5.11 La relation linéaire et le R^2 pour la taille 9 x 9 de fenêtre mobile dans le calcul de la pente du TVX

Les points de la figure 5.11 représentent les valeurs d'humidité moyennes mesurées, comparées aux valeurs de pente TVX moyennes (fenêtre 9 x 9 pixels) correspondantes, pour chaque parcelle échantillonnée en période sèche ou humide. Les valeurs sont présentées au tableau 5.3. Peu de points sont disponibles pour établir la relation empirique. Idéalement, beaucoup plus de points d'échantillonnage devraient être utilisés afin de tracer cette relation. Il est tout de même intéressant d'évaluer le potentiel de cette méthode dans des conditions de sécheresse et avec une faible gamme de NDVI, et avec peu de mesures *in situ*. Le modèle retenu pour estimer l'humidité du sol est obtenue pour des fenêtres de 9 x 9 pixels et s'écrit de la façon suivante (équation 5.1):

$$y (\%) = 1,1865x + 18,034$$

5.1

Où

y : l'humidité de surface de sol agricole

x : valeur de pente TVX

La figure 5.12 présente le résultat de l'estimation de l'humidité de surface à partir de cette équation (5.1), et pour le pixel central ayant une valeur de pente de TVX de -2,3 (valeur x de l'équation), l'humidité estimée (valeur y de l'équation) est de 15,31%.

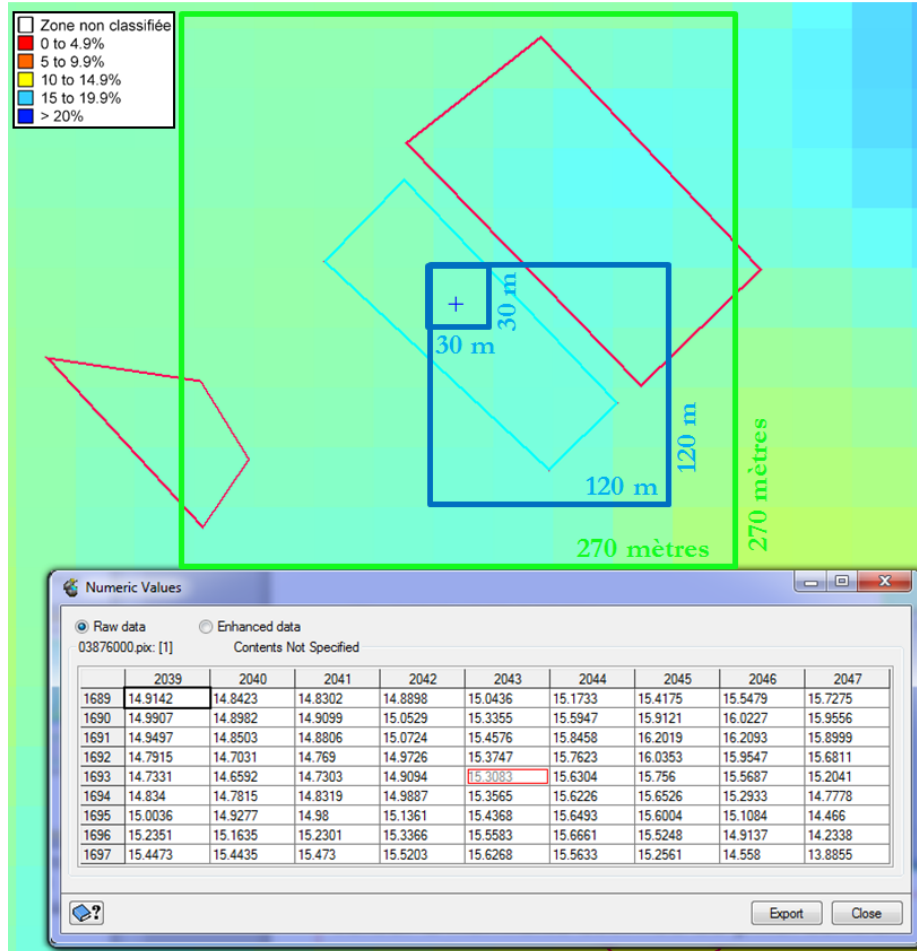


Figure 5.12 Valeurs d'humidité de surface estimées à partir de l'équation 5.1 pour les pixels de la fenêtre 9 x 9; résolution de 30 m pour les bandes 1 à 5 et 7, et de 120 m pour la bande 6

La validation croisée, présentée dans la section suivante, a été utilisée pour évaluer la relation linéaire empirique développée pour estimer l'humidité de surface du sol à partir d'images LANDSAT 5.

5.4.4 Validation croisée

Six mesures d'humidité mesurées sur le terrain et trois images LANDSAT 5 ont permis de définir ce modèle. Ainsi on peut déterminer pour chaque mesure de terrain sa valeur estimée avec le modèle et la comparer avec sa valeur réelle. Avec un modèle parfait, nous devrions

obtenir une droite 1 :1. Dans notre cas, l'humidité estimée est relativement proche de la mesure observée. Il est important de noter que le modèle est défini pour des valeurs d'humidité entre 3 et 30%, puisque les mesures de terrain qui ont servi à sa détermination sont comprises dans cet intervalle.

Tout comme pour les images ENVISAT ASAR (section 4.5.2), c'est la méthode de validation croisée qui a dû être utilisée pour vérifier la performance de la relation empirique entre les valeurs d'humidité mesurées et estimées. Le tableau 5.4 présente les données utilisées pour la validation croisée.

Tableau 5.4 Base de données de la validation croisée avec les données LANDSAT 5 et la fenêtre de TVX 9 x 9 pixels

n	Date image LANDSAT 5	Champs	Pente TVX	Humidité mesurée (%)	Humidité estimée (%)	R (Résidus) (% hum. mes. – % hum. est.)	R ²	(% hum. mes. – moy. % hum mes.) ²
1	26 octobre 2006	11	-2,36	15,22	15,23	0,01	1,54E-04	0,01
2		21	-4,32	17,48	11,78	-5,7	32,5	85,49
3	23 juin 2007	11	6,74	24,56	31,27	6,7	45,2	0,43
4		21	-3,96	15,18	12,91	-2,3	5,1	4,70
5	12 juin 2009	11	-1,02	15,97	17,01	1,0	1,1	0,02
6		21	-8,85	3,46	11,44	8,0	63,8	140,50
MOYENNE				15,31	16,61	1,29	24,62	
SOMME							119,01	231,15
<i>Biais = MOY de R</i>			<i>RMSE = $\sqrt{\text{moy } R^2}$</i>					
Biais = 1,29			RMSE = 4,96					

La figure 5.13 illustre la validation croisée de la relation empirique développée à partir des données LANDSAT 5. Lorsque l'on compare l'ensemble des valeurs d'humidité estimées à partir du modèle avec celles mesurées sur le terrain, on obtient un R² de 0,54, une pente de 0,8, un biais de 1,3 (erreur systématique) et un RMSE de 5,0.

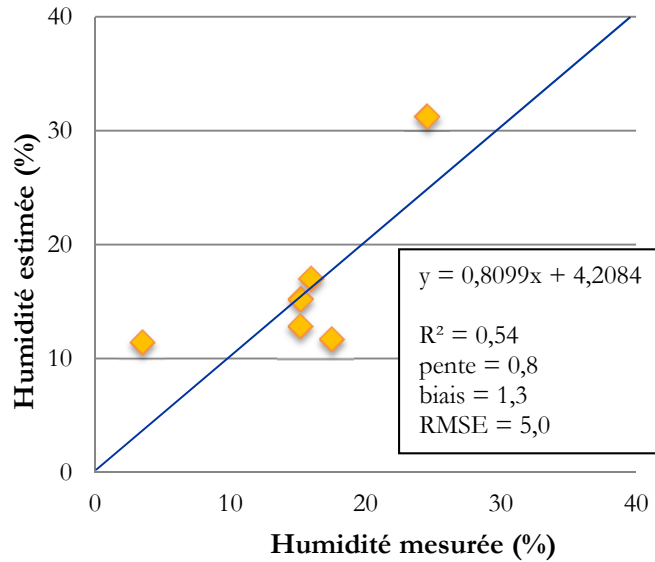


Figure 5.13 Validation croisée du modèle empirique d'estimation d'humidité à partir des images LANDSAT 5

Le test de signification de la régression (expliqué dans la section 4.5.2) au seuil de 5 % permet de constater que la pente de 0,8 n'est pas significativement différente de 1 avec un t absolu de 0,48, plus petit que le t de la table de *Student* correspondant de 2,776. L'on peut donc conclure que la relation entre les données d'humidité estimées et les valeurs de pente TVX est significative selon cet ensemble de données.

5.5 Suivi temporel de l'humidité du sol estimée avec les images LANDSAT 5

Il est aussi possible de vérifier si la méthode d'estimation d'humidité à partir des images LANDSAT donne des résultats logiques en comparant ces derniers aux données météorologiques au cours d'une longue période d'une même année. Cette méthode consiste à faire un suivi temporel des variations météorologiques (données pluviométriques et températures) mesurées à la station météorologique du site d'étude (Ussana), en comparaison avec les variations d'humidité estimées avec les images LANDSAT 5 à partir du modèle empirique (tableau 5.5). Les images de l'année 2003 ont été retenues puisque 11 images de juin à octobre sont disponibles et adéquates pour l'estimation de l'humidité du sol moyenne du champ 11, champ bien délimité et près de la station météo.

Tableau 5.5 Analyse multitemporelle de l'humidité estimée moyenne à partir des images LANDSAT 5 et des données météorologiques pour l'année 2003

#	Date image LANDSAT TM5	Couverture de la Sardaigne	Humidité estimée moyenne /image (%) (champ 11)	Humidité estimée moyenne /mois (%) (champ 11)	Précipitation moyenne mensuelle (mm)	Température moyenne mensuelle (C°)
1	2003-06-28	N-W	8,8	Juin 8,8	6	27
2	2003-06-28	S-W	8,8			
3	2003-07-07	S-E	8,1	Juillet 14,6	0	29
4	2003-07-14	S-W	14,0			
5	2003-07-23	S-E	11,5			
6	2003-07-30	N-W	19,6	Août 17,1	15	30
7	2003-07-30	S-W	19,7			
8	2003-08-24	S-E	17,1	Septembre 19,8	25	23
9	2003-08-31	S-W	17,1			
10	2003-09-25	S-E	19,8	Octobre 20,4	70	20
11	2003-10-11	S-E	20,4			

Des 11 images LANDSAT 5, neuf ont été prises à des dates différentes (deux paires ont été prises la même journée mais ont une couverture différente, elles couvrent tout le champ 11). Plusieurs ont été prises le même mois (cinq en juillet et deux en août). Une moyenne de l'humidité de surface du champ 11 à partir des images acquises le même mois a été calculé. Donc, une valeur d'humidité estimée par mois, soit cinq en tout (à partir de neuf images), ont été utilisées dans l'analyse des variations annuelles.

La figure 5.14 permet de constater une certaine corrélation entre les variations de l'humidité estimée par rapport aux précipitations et aux températures. En effet, au mois de juin, lorsque la température moyenne est très chaude (27°C) et que les précipitations sont presque nulles (6 mm), l'humidité estimée est la plus faible des cinq images, soit 9%. Par contre, au mois d'octobre, lorsque les précipitations totales sont plus importantes (70 mm) et que la température moyenne est moins chaude (20°C), l'humidité estimée est la plus élevée, soit 20%.

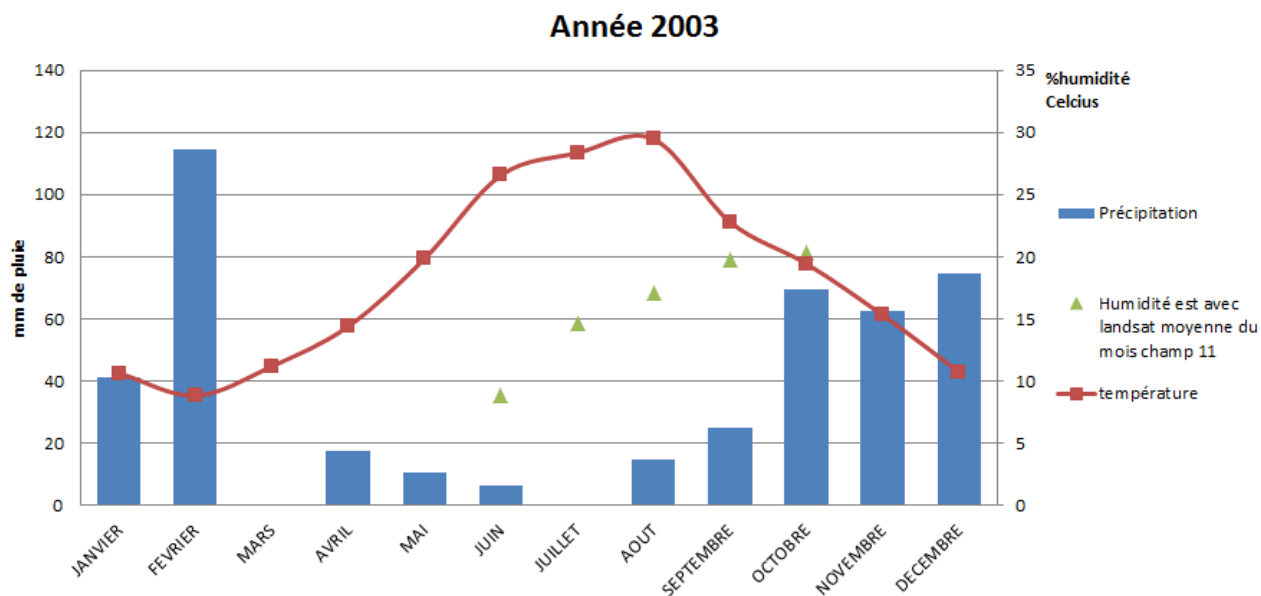


Figure 5.14 Variation annuelle de l'humidité moyenne estimée sur le champ 11 (champ nu tout au long de l'année 2003) obtenue à partir des images LANDSAT TM 5

Le suivi temporel des valeurs d'humidité estimées sur les images LANDSAT 5 et des données météorologiques incite à poursuivre l'analyse à l'échelle régionale afin de comparer des cartes d'humidité estimée obtenues à l'aide de deux types d'images, soit radar et optique/thermique.

5.6 Comparaison des relations obtenues entre l'humidité mesurée des sols à partir des données de capteurs radar et LANDSAT 5

L'objectif ici est de comparer les résultats des deux modèles empiriques développés à l'échelle locale ayant pour but d'estimer les valeurs d'humidité du sol en utilisant toutes les données *in situ* prélevées simultanément aux passages des satellites radar (ENVISAT ASAR et RADARSAT-2) et LANDSAT 5.

Afin de faire la comparaison des résultats obtenus à l'échelle locale avec les deux modèles empiriques, les images radar et LANDSAT 5 doivent répondre à certains critères précis. Le modèle empirique sur les images radar a été développé à partir d'images descendantes, en polarisation VV, ayant un faible angle d'incidence (moins de 30 degrés ; IS3 pour ENVISAT), une bonne correction géométrique des champs, une humidité de plus de 5% mesurée sur un sol nu, et enfin une correspondance avec une image LANDSAT 5 sans nuages ni brume. Trois images radar satisfont ces critères. La première image, aux conditions

moins sèches, a été acquise avec le satellite ENVISAT le 24 octobre 2006 et correspond à une image LANDSAT 5 acquise le 26 octobre 2006. Les deux autres images, aux conditions plus sèches, ont été acquises en juin 2007 et en juin 2009. Pour chacune des dates, deux champs ont été échantillonnés, soit les champs 11 et 21. Les valeurs d'humidité mesurées sur le terrain et estimées à l'aide de ces deux types de satellites sont comparées dans l'analyse à l'échelle locale. Le tableau 5.6 présente la base de données utilisée.

Tableau 5.6 Images radar et optique/thermique correspondantes utilisées pour la comparaison des deux modèles empiriques à l'échelle locale

Acquisition des images Radar		Acquisition des images LANDSAT 5		Champs échantillonnés	Date d'échantillonnage	Humidité Mesurée (%)	Radar Humidité estimée (%)	Optique / thermique Humidité estimée (%)	Prec. Cum. 30j (mm)	Temp. Moy. Mensuelle (°C)
Date	Heure	Date	Heure							
24 octobre 2006 (ENVISAT)	09:42:44	26 octobre 2006	10:00:48	11	24 octobre 2006 en AM	15,2	15,1	14,0	59,2	22,4
				21		17,5	13,5	12,1		
07 juin 2007 (ENVISAT)	09:39:50	23 juin 2007	10:00:13	11	07 juin 2007 en AM	20,4 (irrigué)	16,3	24,7	18,8	24,6
				21		13,5	15,9	13,0		
12 juin 2009 (R-2)	05:39:38	12 juin 2009	09:54:35	11	12 juin 2009 en AM	16,0 (irrigué)	15,7	15,1	7	24,7
				21		3,5	11,2	6,6		

Une comparaison des résultats d'humidité des deux méthodes est présentée à la figure 5.15. Les valeurs d'humidité correspondent à la moyenne des valeurs d'humidité estimées et mesurées pour les champs 11 et 21 qui sont dépourvus de végétation. Les données pluviométriques et de température de l'air proviennent de la station météorologique de la ferme expérimentale *l'Azienda San Michele*.

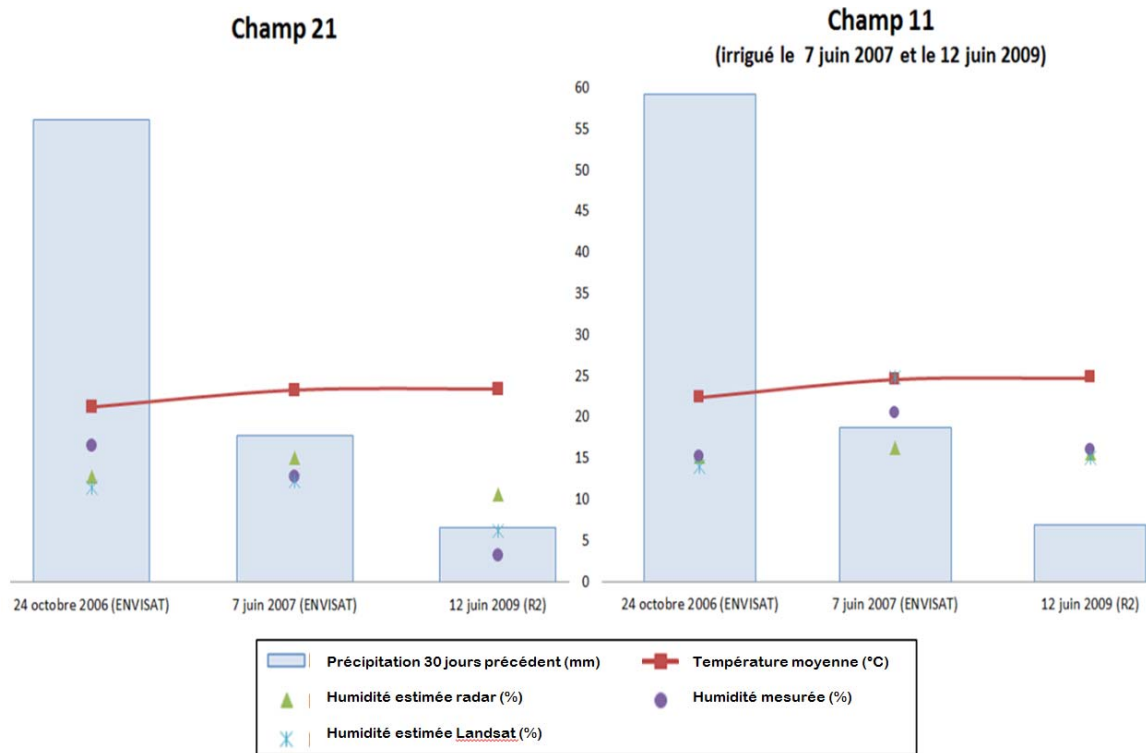


Figure 5.15 Comparaison de l'humidité estimée avec les images satellites LANDSAT 5, les images radar descendantes (ENVISAT et RADARSAT-2), les mesures de terrain et les données météorologiques (précipitation, température de l'air)

Les valeurs de température de l'air pour ces trois images varient très peu et se situent entre 22 et 24 °C. Pour le champ 21 non irrigué (à gauche de la Figure 5.15), on remarque qu'en octobre 2006, juin 2007 et juin 2009 les valeurs d'humidité mesurées et estimées sont liées à l'accumulation des précipitations du mois précédent. Le 12 juin est le mois où il y a eu le moins de précipitation, et où l'humidité estimée des deux capteurs est la plus faible (11,2% pour ENVISAT ASAR et 6,6% pour LANDSAT 5). Toutefois, il est important de noter que pour le champ 21, l'humidité mesurée le 12 juin 2009 est la plus faible, soit 3,5%, et que l'humidité estimée par le radar est relativement élevée par rapport à cette valeur (11,2%). Cela pourrait être dû au fait que lorsque les valeurs d'humidité réelles sont très faibles (moins de 5 %), le signal de rétrodiffusion est moins sensible à l'humidité de surface et plutôt influencé par d'autres éléments comme la rugosité de surface ou le bruit contenu dans l'image (Svoray & Shoshany, 2004). Pour le champ 11, les résultats sont très similaires à ceux du champ 21 le 24 octobre 2006. Par contre, le champ 11 a été irrigué le 7 juin 2007 et le 12 juin 2009 et à ces dates, les valeurs d'humidité estimées sont du même ordre de grandeur que

pour un sol en octobre, soit d'environ 15 à 20%. Les satellites et les modèles utilisés semblent donc sensibles aux variations de l'état hydrique du sol à l'échelle locale.

En somme, les résultats à l'échelle locale ont permis de constater que les variations d'humidité de surface influencent le signal de rétrodiffusion radar et la réflectance des images optiques. Ainsi, il semble possible d'estimer l'humidité de surface avec une certaine précision à partir de ces images satellitaires selon certains critères décrits dans les chapitres 4 (radar) et 5 (LANDSAT 5), et résumés dans le tableau 5.7.

Tableau 5.7 Sommaire des résultats obtenus pour l'estimation de l'humidité de surface à l'échelle locale à partir d'images radar (ENVISAT ASAR et RADARSAT-2) et LANDSAT 5

Images Radar (ENVISAT ASAR, dimension des pixels : 12,5 m et RADARSAT-2, dimension des pixels: 6,25 m)		Images LANDSAT 5 (LANDSAT 5, dimension des pixels : 30 m pour les bandes 1 à 5 et 7, et 120 m redimensionné à 30 m pour la bande 6)	
Critères de sélection des 72 images radar (ENVISAT ASAR et RADARSAT-2) (figure 4.6)	1. Données <i>in situ</i> 2. Parcelles sans végétation 3. Angle d'incidence < 30° 4. Bonne orthorectification RÉSULTAT : n= 88 points (29 images)	Critères de sélection des 23 images disponibles de 2003 à 2009 (période de correspondance avec les images radar & les campagnes de terrain) (tableau 5.1)	1. Sans nuage ni brume 2. Données <i>in situ</i> 3. Bonne correspondance entre LST estimé et LST observé (R ² = 0,64 et pente de 0,6; figure 5.4) RÉSULTAT : n=6 points (3 images)
Meilleures corrélations évaluées sur n = 88 (29 images radar ENVISAT ASAR et RADARSAT-2) (figures 4.6 & 4.7)	Obtenues avec la polarisation VV & les images descendantes R ² = 0,53 pour n=37 avec toutes les valeurs d'hum. mes. > 5% R ² = 0,79 pour n=22 avec les valeurs d'hum. mes. > 5%	Meilleure corrélation évaluée sur n=6 (3 images LANDSAT 5) (tableau 5.4 et figure 5.11)	Obtenue avec la fenêtre mobile de TVX de 9 x 9 pixels R ² = 0,81
Relation empirique avec image ENVISAT ASAR sur n = 8 (figure 4.12)	$y = 3,03x + 38,067$ R ² = 0,85	Relation empirique avec image LANDSAT 5 sur n = 6 (figure 5.11)	$y = 1,1865x + 18,034$ R ² = 0,81
Validation croisée Avec ENVISAT ASAR Sur n = 8 (figure 4.13)	R ² = 0,76 pente = 0,9 biais = 0,3 RMSE = 2,73	Validation croisée avec LANDSAT 5 sur n = 6 (figure 5.13)	R ² = 0,54 pente = 0,8 biais = 1,3 RMSE = 5,0
Validation sur un ensemble de données indépendantes RADARSAT-2 Sur n = 13 (figure 4.15)	R ² = 0,52 pente = 0,7 biais = 0,6 RMSE = 3,0		

L'ensemble des résultats obtenus à l'échelle locale permettent de constater que les estimations d'humidité à partir des images radar et LANDSAT 5 semblent réalistes (tableau 5.7) puisque les valeurs correspondent aux données *in situ*, aux tendances météorologiques, et semblent aussi sensibles à l'irrigation. Cela justifie donc d'appliquer à l'échelle régionale les relations empiriques développées à l'échelle locale.

5.7 Conclusion

Peu de données terrain étaient disponibles pour développer et valider la relation empirique, et celles-ci avaient principalement été mesurées durant la saison sèche. En effet, l'espace TVX fonctionne mieux avec une gamme assez large de valeurs de NDVI (Higuchi *et al.*, 2007; Sandholt *et al.*, 2002), par contre dans le cas de cette recherche la gamme de valeurs de NDVI est parfois restreinte à des valeurs très faibles étant donné l'acquisition de plusieurs images LANDSAT 5 durant la saison sèche. Par contre, les résultats sont tout de même intéressants, puisque la validation croisée entre les valeurs d'humidité mesurées et estimées a permis d'obtenir un R^2 de 0,54 et une pente significative de 0,8. De plus, le suivi temporel de l'humidité estimée à partir des images LANDSAT 5 acquises en 2003 a permis de constater que les variations des valeurs d'humidité estimées pour une parcelle donnée sont proportionnelles aux précipitations totales du mois précédent et inversement proportionnelles aux variations de températures d'un mois à l'autre (Figure 5.14). Enfin, la comparaison entre les relations obtenues avec les données radar et les données LANDSAT 5 à l'échelle locale permet de constater que les variations de valeurs d'humidité estimées avec les deux types de capteurs semblent correspondre aux tendances météorologiques et semblent aussi sensibles à l'irrigation.

Malgré le fait que très peu d'images LANDSAT 5 et de données *in situ* soient disponibles pour le développement de la relation empirique à l'échelle locale, les résultats sont intéressants. Cette relation empirique sera donc testée à l'échelle régionale dans le prochain chapitre et évaluée en fonction des données pédologiques et météorologiques disponibles, et comparée aux résultats obtenus à l'échelle régionale avec les images radar ENVISAT ASAR et RADARSAT-2.

6. CARTOGRAPHIE RÉGIONALE DE L'HUMIDITÉ ESTIMÉE ET DES PROPRIÉTÉS DE DRAINAGE DES SOLS À PARTIR D'IMAGES SATELLITAIRES ET DE LA CARTE PÉDOLOGIQUE

6.1 Introduction

Le 3^e objectif est d'appliquer sur l'ensemble de la plaine du Campidano les relations empiriques développées à l'échelle locale afin de créer des cartes d'humidité estimée du sol. Ces cartes seront ensuite comparées avec les données climatiques et pédologiques de la plaine du Campidano et seront évaluées de façon spatiale et temporelle.

Les précédents chapitres ont démontré qu'il y a une relation empirique entre l'humidité mesurée sur le terrain et l'humidité estimée à partir d'images SAR ou LANDSAT. Les analyses de corrélation entre les images SAR et les données terrain effectuées à l'échelle locale ont permis d'obtenir des résultats concluants. Les valeurs de R^2 et de pente obtenues avec la validation démontrent que les images radar semblent avoir plus de potentiel (R^2 de 0,76 avec une pente de 0,94; figure 4.13) que les images LANDSAT 5 (R^2 de 0,54 avec une pente de 0,81; figure 5.13) pour l'estimation de l'humidité de surface à l'échelle locale. C'est maintenant à l'échelle de la plaine qu'il est intéressant de constater la performance et le potentiel de ces deux types de capteurs pour l'estimation de l'humidité de surface des sols nus et agricoles.

L'objectif principal de cette thèse est de spatialiser la technique d'estimation d'humidité du sol à l'échelle de la plaine. Les cartes d'humidité obtenues à la fois avec les pentes de TVX (fenêtre 9 x 9) et le signal de rétrodiffusion (dB) des images radar seront comparées entre elles, avec les données météorologiques, et par zone pédologique homogène. En effet, les types de sols dominants seront regroupés selon leur potentiel de drainage.

Les cartes d'humidité estimées produites à partir des images satellitaires vont permettre l'obtention des valeurs d'humidité estimées du sol à l'échelle de la plaine, avec une résolution de 30 m, et pourront servir de données d'entrée à des modèles hydrologiques (Camporese *et al.*, 2009). L'ensemble de ces valeurs estimées concernant l'eau disponible formera une base de données utiles pouvant être intégrées aux outils des gestionnaires de l'eau dans des

milieux semi-arides, et ce surtout en période de sécheresse, afin d'orienter leurs choix concernant l'irrigation du territoire agricole.

La section suivante du chapitre présente l'application, à l'échelle de la plaine agricole du Campidano, des relations linéaires développées à partir des données *in situ* des champs de l'*Azienda San Michele*. Seulement certaines images de la base de données initiale peuvent être utilisées pour cette analyse. La méthode et le matériel sont présentés à la section 6.2. Les bases de données radar et LANDSAT 5 sont présentées dans les sous-sections 6.2.1 et 6.2.2, les zones pédologiques homogènes en 6.2.3, et les méthodes de validation utilisées pour comparer les résultats d'humidité estimées avec des données auxiliaires en 6.2.4. Ensuite, les analyses spatiales et multitemporelles sont présentées respectivement dans les sections 6.3 et 6.4, suivi d'une brève conclusion du chapitre (section 6.5).

6.2 Méthode et matériel

La relation obtenue avec l'imagerie radar et LANDSAT 5 a été validée à l'échelle locale. La question est maintenant de savoir si la généralisation de ces relations à l'échelle de la plaine du Campidano est possible.

Étant donné qu'il n'était pas prévu d'utiliser des images LANDSAT 5 (afin de les comparer aux cartes d'humidité réalisées à partir des images radar et de les utiliser pour délimiter les zones de sols nus sur les images radar), peu d'images correspondent. De plus, suite à l'analyse à l'échelle locale, il a été démontré que seulement les images radar descendantes sont corrélées aux variations d'humidité et donc utilisées comme données d'entrée au modèle empirique. La base de données pour l'analyse de la plaine est donc restreinte.

6.2.1 Détermination de la droite des sols à partir des images LANDSAT pour isoler les sols nus sur les images radar

L'humidité du sol est estimée avec les images radar seulement sur les sols nus à l'échelle de la plaine du Campidano. Tout d'abord, c'est à partir de la carte de l'occupation du sol CORINE (voir section 3.3.4) que la zone agricole de la plaine du Campidano a été définie. Pour les analyses avec les images LANDSAT 5, les zones agricoles avec et sans végétation ont été utilisées. Par contre, pour les analyses avec les images radar, seulement les sols nus sur chacune des images radar pouvaient être utilisés. En effet, afin de percevoir l'humidité du

sol d'un champ sur une image radar, il est nécessaire que ce dernier soit nu (diminution de l'interaction de l'onde radar avec le sol due à la diffusion de volume de la végétation) (Batlivala & Ulaby, 1976; Dobson *et al.*, 1985; Hallikainen *et al.*, 1985; Ulaby & Long, 2014). Pour définir la portion de sols nus sur chacune des images radar correspondantes (images radar et LANDSAT prises à un intervalle maximum d'un mois), la droite des sols nus faite à partir du NDVI des bandes optiques des images LANDSAT 5 a été utilisée.

Baghdadi *et al.* (2007) ont fait une étude sur la cartographie de l'humidité de surface des sols nus, pour la région couverte par le bassin versant du Touch, au sud de la France, à l'aide d'images SAR (ERS-2 et ENVISAT) en bande C acquises en 2006 et en 2007. Afin d'identifier les zones de sols nus sur les images SAR, ils avaient aussi utilisé des images optiques (SPOT ou ASTER). Chaque image optique a servi à cartographier plusieurs images SAR, dans un intervalle d'un à trois mois (l'image optique ayant été acquise au milieu de cette période de temps). Dans le cas de notre étude, il sera nécessaire d'utiliser une ou deux images optiques par année afin de cartographier les sols nus. En effet, l'humidité du sol sera estimée seulement sur les sols nus à l'échelle de la plaine du Campidano.

Il est possible de distinguer la présence de végétation et de mesurer l'état hydrique compte tenu des propriétés du feuillage des végétaux à des longueurs d'onde du rouge et du proche infrarouge (Xu & Guo, 2013). La droite des sols est représentée par cette équation (6.1) :

$$TM4 = f(TM3)$$

6.1

La bande proche-infra rouge (TM4) varie en fonction de la bande rouge (TM3) (figure 6.1). Cette relation est un indicateur de végétation et c'est avec cet indice que les champs nus ont été isolés sur chacune des images.

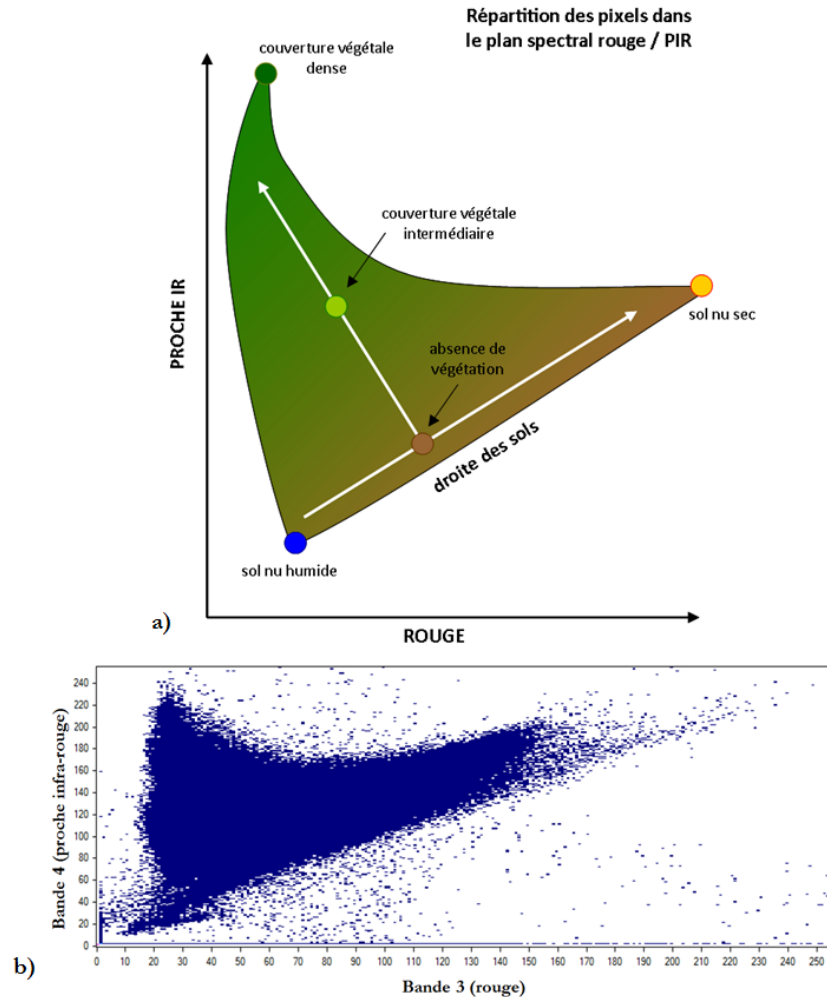


Figure 6.1 Répartition spectrale des réflectances (dans le rouge et dans le proche infra-rouge) et la droite des sols a) image théorique tirée de UVED (2008) b) seulement sur les sols agricoles de l'image LANDSAT 5 du 10 août 2004

Ainsi, pour chacune des images optiques, la droite des sols a été déterminée avec les bandes rouges et PIR pour isoler les sols nus. Seuls les pixels proches de la droite des sols sont conservés dans une couche qui constitue le masque des sols nus. Selon la droite des sols illustrée dans la figure 6.1, les sols nus, qu'ils soient humides ou secs, occupent la portion du bas de la répartition spectrale des réflectances dans le rouge et le proche infra-rouge. Les pixels de l'image ayant les valeurs de NDVI les plus faibles sont donc sans végétation (Montandon & Small, 2008). Afin d'isoler la portion des sols nus sur une image, il est donc nécessaire d'isoler les pixels se retrouvant le long de cette droite et de valider avec différentes combinaisons de fausses couleurs du rouge et du proche infra-rouge, de même qu'avec les valeurs de NDVI.

Les pixels de sols nus se trouvent le long de la droite inférieure de la relation entre les bandes de rouge et de proche infra-rouge. Le masque des sols nus est aussi créé en fonction du NDVI. En effet, sur l'image du NDVI (figure 6.2), les zones claires (valeurs élevées de NDVI) représentent la végétation, alors que les zones foncées (valeurs faibles de NDVI) représentent des sols nus. Il est important de déterminer les limites de valeurs des sols nus avec l'histogramme des valeurs et aussi visuellement avec les combinés de fausses couleurs pour savoir quelles sont les zones de végétation.

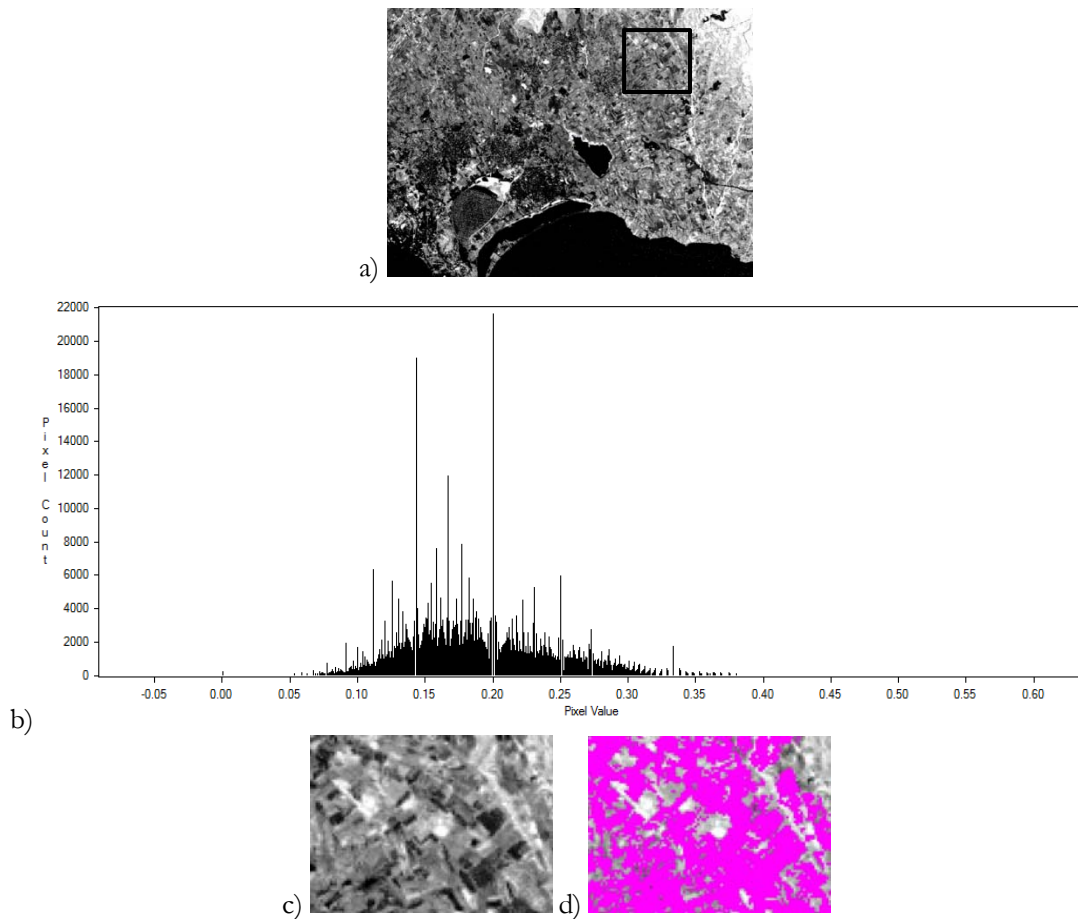


Figure 6.2 Le NDVI, image LANDSAT 5, 10 août 2004. a) NDVI, vision de l'ensemble de l'image; b) histogramme –valeurs de NDVI sous masque du sol nu; c) vision rapprochée du NDVI de l'image; d) en rose, le masque des sols nus selon le NDVI

Sur un composé couleur des bandes 5/4/3, la végétation apparaît en vert (figure 6.3) et sur un composé des bandes 4/3/2, la végétation apparaît en rouge (figure 6.4).

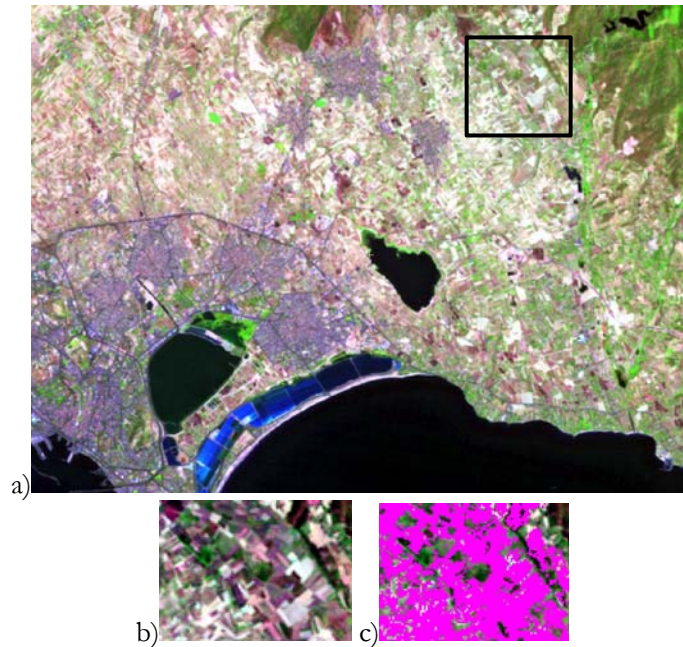


Figure 6.3 a) Composé couleur 5/4/3 sur image du 10 août 2004 (le vert est la végétation); b) vision rapprochée de l'image; c) en rose le masque des sols nus selon NDVI

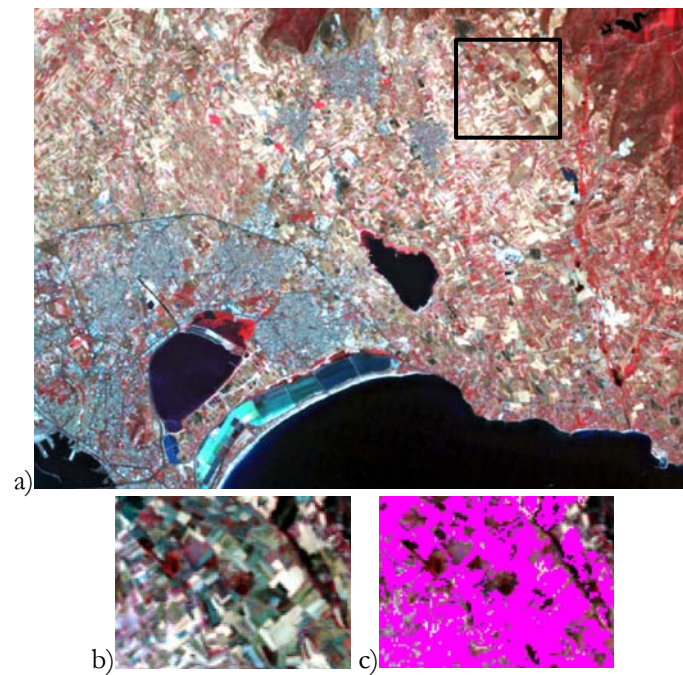


Figure 6.4 a) Composé couleur 4/3/2 sur image du 10 août 2004 (le rouge est la végétation) b) vision rapprochée de l'image; c) en rose le masque des sols nus selon NDVI

Enfin, selon l'analyse des composés de bandes et l'histogramme du NDVI de l'image du 10 août 2004, les zones de sols nus ont des valeurs de NDVI de 0 à 0,3. Les valeurs négatives représentent des zones recouvertes de nuages, d'eau ou de brume. Les valeurs de plus de 0,3

représentent des zones avec végétation. Cette même méthodologie a été répétée pour chacune des images optiques. La précision du masque du sol semble visuellement correcte, les villes et les zones forestières ne sont pas prises en compte car la relation de la droite des sols ne s'applique que sur les zones agricoles définies à partir des données de la classification de l'utilisation du sol de l'Europe (*Corine Land Cover, European Environment Agency, 2000*). La figure 6.5 présente le masque des zones agricoles (en rouge) et le masque des sols nus (en rose) pour l'image du 10 août 2004. Puisque les sols et la végétation sont très secs à cette période de l'année, les endroits où la végétation est peu présente et très sèche (pâturages par exemple) auraient être cartographiés comme des sols nus, et cela expliquerait pourquoi la zone agricole est majoritairement constituée de sols nus (selon la droite des sols) durant la saison sèche.

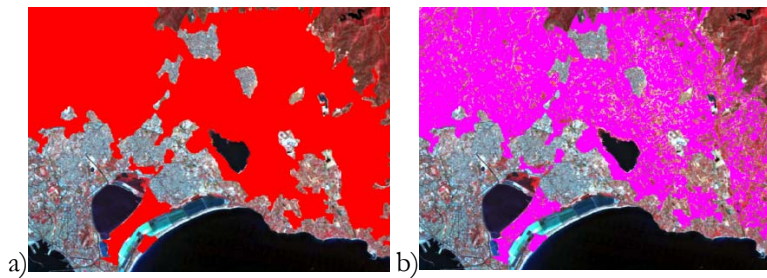


Figure 6.5 Image LANDSAT 5 du 8 août 2004 a) masque des zones agricoles en rouge; b) masque des sols nus en rose

6.2.2 Bases de données radar et LANDSAT

Afin qu'une image soit sélectionnée pour la cartographie à l'échelle de la plaine, il y a plusieurs critères et restrictions. Les images radar doivent être bien corrigées géométriquement au niveau de la plaine (sans distorsion), être en mode descendant (relation linéaire développée avec des images en mode descendant seulement), avoir un angle d'incidence faible (IS1 ou IS2, et IS3 exceptionnellement), avoir la polarisation VV et finalement correspondre à une image LANDSAT 5 sans nuage, afin de pouvoir créer un masque isolant les sols nus.

Sur les 28 images disponibles LANDSAT 5 de la Sardaigne de 2003 à 2009, 23 couvrent la zone d'étude (plaine du Campidano) et 19 de celles-ci ne sont pas atténuées par la présence de nuages ni de brume. Ces 19 images LANDSAT 5 sont donc utilisables pour l'analyse temporelle de variation de l'humidité du sol à partir de la carte d'humidité (tableau 6.1). Pour

les 19 images, la correction atmosphérique a été exécutée, le NDVI a été calculé et le bitmap des terres agricoles (CORINE) a été délimité. Pour l'ensemble de ces 19 images sans nuage, quatre correspondent aux dates d'acquisition des images radar.

Sur les 61 images ENVISAT et les 11 images RADARSAT-2 disponibles au départ, six images ENVISAT ASAR et une image RADARSAT-2 correspondent aux critères de sélection afin d'être utilisées pour la cartographie d'humidité à l'échelle de la plaine. Les sept images radar utilisées, soit une acquise en août 2004, une en octobre 2006, deux en juin et mars 2007, et enfin trois en mai et juin 2009, sont présentées au tableau 6.1 Il est possible de constater qu'il n'y a aucune correspondance d'images radar et LANDSAT 5 en 2003 (aucune image radar descendante), en 2005 (aucune d'image LANDSAT 5) et en 2008 (aucune image LANDSAT 5).

Tableau 6.1 Base de données des 19 images LANDSAT 5 et des 6 images radar (ENVISAT ASAR et RADARSAT-2) utilisées pour l'analyse à l'échelle de la plaine des sols agricoles (en surligné, analyse des sols nus pour images radar et LANDSAT 5)

#	Date image LANDSAT 5 sans nuage	#	Date image radar descendante ENVISAT ASAR et RADARSAT-2	Jours d'écart entre radar et LANDSAT	Données terrain disponibles
1	2003-06-28				
2	2003-06-28				
3	2003-07-07				
4	2003-07-14				
5	2003-07-23				
6	2003-07-30				
7	2003-07-30				
8	2003-08-24				
9	2003-08-31				
10	2003-09-25				
11	2003-10-11				
12	2004-08-10	1	2004-07-17 – ENVISAT ASAR	24	
13	2006-10-26	2	2006-10-24 - ENVISAT ASAR	2	champs 11 et 21
	(2007-04-20 : présence de nuages, seulement pour isoler sols nus)	3	2007-03-10 - ENVISAT ASAR	41	
14	2007-06-23	4	2007-06-07 - ENVISAT ASAR	16	champs 11, 21 et 41
		5	2009-05-19 – RADARSAT-2	24	
15	2009-06-12	6	2009-05-23 – ENVISAT ASAR	20	champs 11, 21 et 32
		7	2009-06-12 – RADARSAT-2	0	
16	2009-06-28				
17	2009-07-14				
18	2009-07-30				
19	2009-08-15				

Afin d'estimer l'humidité de surface des sols nus sur les images RADAR, ces dernières doivent correspondre aux images LANDSAT pour appliquer le masque des sols nus. Afin de pouvoir comparer le même nombre de pixels d'une image à l'autre, les images radar doivent dans un premier temps être redimensionnées par une méthode de convolution (4x4) à la taille des images LANDSAT (30 m). Le modèle empirique pour transformer le signal radar (dB) en valeurs d'humidité estimées (%) est ensuite utilisé sur les sols nus de la zone agricole, puis un filtre FELEE2 de 9 x 9 pixels est appliqué pour diminuer le bruit sur l'image transformée. La taille de 9 x 9 pixels est la même que celle de la fenêtre de TVX pour les images optiques. Ensuite, les relations linéaires dérivées des chapitres 4 et 5 sont appliquées sur les images sélectionnées pour estimer l'humidité de surface du sol (valeurs entre 5 et 30%) à partir des images radar et LANDSAT. La comparaison des images radar

avec les images optiques / thermiques est faite uniquement sur les champs nus de la plaine du Campidano.

6.2.3 Définition des zones pédologiques homogènes en fonction de leur qualité de drainage

Un découpage de la plaine en polygones de mêmes caractéristiques a été effectué selon les paramètres définis dans la section 3.3.4, et présentés au tableau 3.8. En effet, les trois paramètres de la carte pédologique pouvant aider à qualifier un sol de généralement bien ou mal drainé sont le type de matériel parental, la classe de sous-ordre et la qualité de perméabilité du sol. Les critères définissant les qualités de drainage d'un sol sont donc issus de l'interprétation de la carte pédologique de la Sardaigne, car nous n'avons pas d'information sur la granulométrie ou les teneurs en sable des sols. Les figures 6.6, 6.7 et 6.8 présentent les zones pédologiques de la plaine du Campidano permettant de définir si un sol a un potentiel de bon ou mauvais drainage, selon son type de matériel parental, sa classe de sous-ordre et sa qualité de perméabilité.

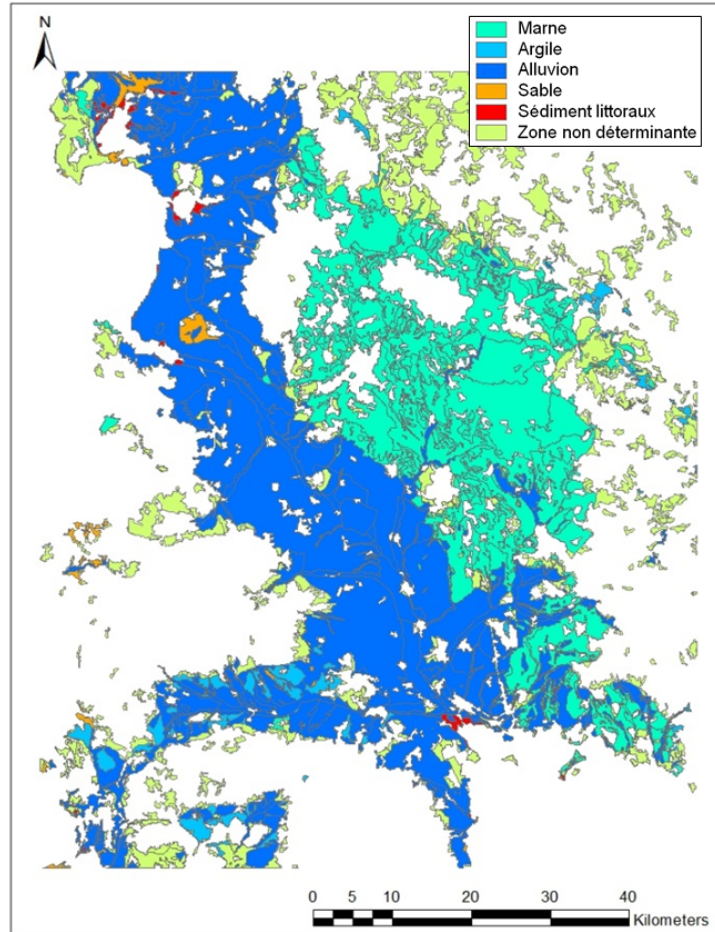


Figure 6.6 Classification de la pédologie du sol selon Aru *et al.* (1990), catégories de matériaux parentaux (code 7 à 11 d'unité de paysage et substrat du tableau 3.9) du sol permettant de déterminer les qualités de drainage de la zone agricole de la plaine du Campidano

Dans la figure 6.6, les matériaux parentaux considérés comme étant des endroits potentiellement mal drainés (humidité de surface potentiellement plus élevée) sont représentés par des teintes de bleu et sont les sols constitués de marne, d'argile et d'alluvions. Ces zones se trouvent au centre de la plaine du Campidano. Les zones potentiellement bien drainées (humidité de surface potentiellement plus faible) sont plutôt représentées par l'orange et le rouge et sont des sols constitués de sable et de sédiments littoraux. La zone verte représente les catégories de matériaux parentaux non déterminants, considérées comme n'ayant pas d'influence sur le potentiel de drainage d'un sol (code 1 à 6 et 12 d'unité de paysage et substrat du tableau 3.9).

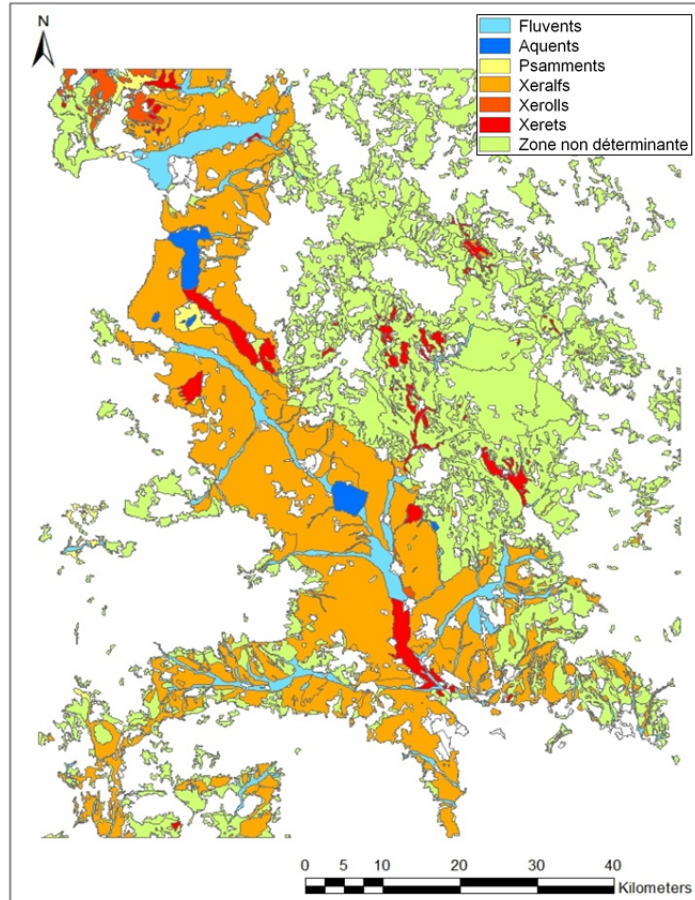


Figure 6.7 Classification de la pédologie du sol selon Aru *et al.* (1990), classes de sous-ordre (code 11, 12, 13, 31, 41, 51 du tableau 3.9) du sol permettant de déterminer les qualités de drainage de la zone agricole de la plaine du Campidano

Dans la figure 6.7, les classes de sous-ordre étant considérées comme étant des endroits potentiellement mal drainés sont en bleu, et elles représentent des sols argileux imperméables (fluvents et aquents). Les classes potentiellement bien drainées sont plutôt représentées en jaune, orange et rouge, et elles représentent des sols de type principalement sableux (psamments, xeralfs, xerolls et xerets). La zone verte représente les classes de sous-ordre moins déterminantes pour qualifier le sol de bien ou mal drainé (code de sous-ordre 11, 21, 22 et 61 du tableau 3.9).

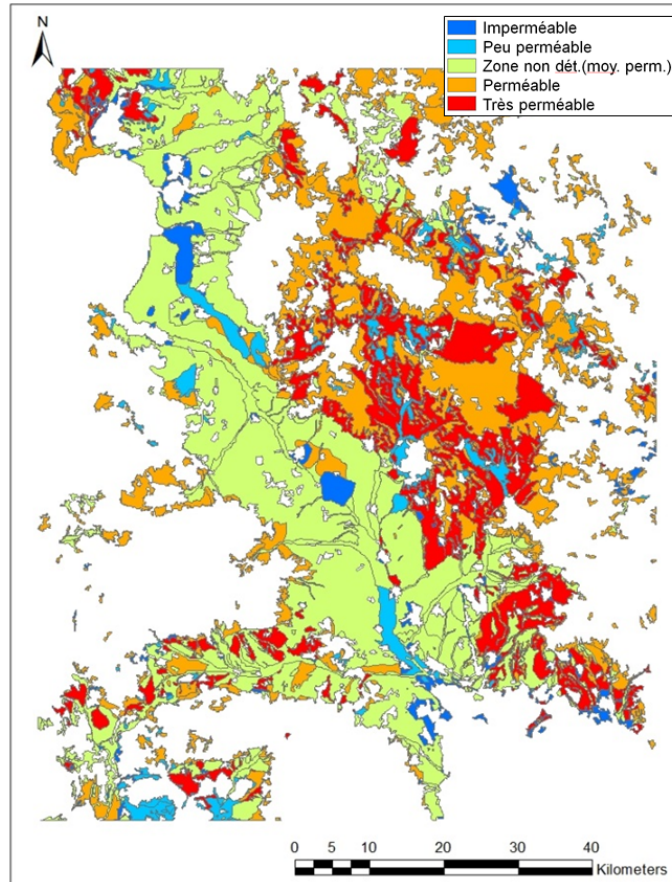


Figure 6.8 Classification de la pédologie du sol selon Aru *et al.* (1990), classes de perméabilité du sol permettant de déterminer les qualités de drainage de la zone agricole de la plaine du Campidano

Dans la figure 6.8, ce sont les deux catégories extrêmes qui sont considérées pour définir les zones de drainage, soit la classe imperméable (bleu, très mal drainée) et la zone perméable (rouge, très bien drainée). Les classes décrivant le sol comme peu perméable, moyennement imperméable et perméable (respectivement code 2, 3 et 4 de la description du sol par la perméabilité du tableau 3.9) ont été considérées comme non déterminantes pour qualifier le sol de bien ou mal drainé.

Pour chacun de ces trois paramètres pédologiques décrit dans le tableau 3.9, il est possible d'identifier si le sol est possiblement très bien ou très mal drainé, et ainsi voir le potentiel d'une certaine zone d'être plus ou moins humide, même en période sèche. Deux zones pédologiques homogènes ont été définies en fonction de la perméabilité du sol et de l'information pédologique extraite de la carte d'Aru *et al.* (1990) . Le tableau 6.2 et la figure 6.9 présentent les deux zones définies selon les critères pédologiques.

Tableau 6.2 Les deux zones pédologiques homogènes en fonction de la perméabilité des sols

	Caractéristiques	Matériel parental	Classe de sous-ordre	Perméabilité
ZONE 1 Très mal drainée	Zone bleue Devrait être plus humide que la zone très bien drainée (zone 2) Située principalement au centre de la plaine, le long de l'ancien cours d'eau	Marne Argile Alluvions	Fluvents Aquents	Imperméable
ZONE 2 Très bien drainée	Zone rouge Devrait être moins humide que la zone très mal drainée (zone 1) Située dans des endroits sporadiques	Sable Sédiments littoraux	Psamments Xeralfs Xerolls Xererts	Très perméable

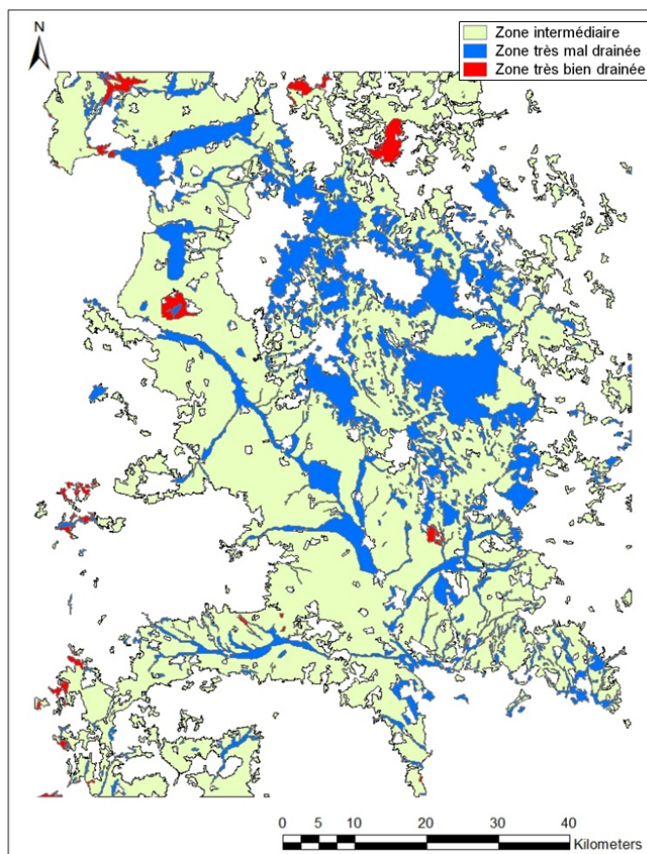
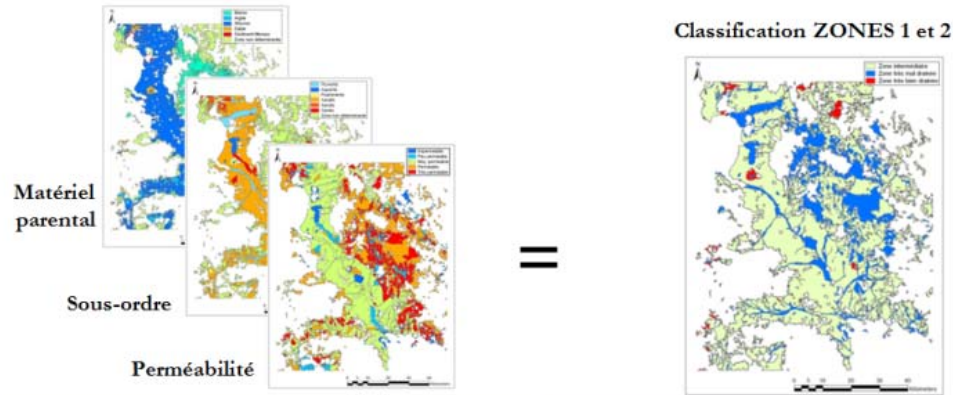


Figure 6.9 Cartographie de la ZONE 1 en bleu (potentiellement très mal drainée et imperméable) et de la ZONE 2 en rouge (potentiellement très bien drainée et très perméable) de la plaine agricole du Campidano selon la carte pédologique Aru *et al.* (1990)

Pour chaque date, un polygone a été tracé regroupant les attributs de la catégorie de sol très mal drainé, et un autre pour les attributs de la catégorie de sol très bien drainé. La démarche est présentée dans la figure 6.10. Pour la zone 1, il importe qu'au moins l'un de ces éléments soit présent : marne ou argile ou alluvions ou fluvents ou aquents ou imperméable, et que ces éléments soient exclus : sable ou sédiments littoraux ou psamments ou xeralfs ou xerolls ou xererts ou très perméable. La zone 2 se trouve donc à être l'inverse de la zone 1.



ZONE 1: très mal drainée			ZONE 2: très bien drainée			
Matériel parental	Classe de sous-ordre	Perméabilité	Matériel parental	Classe de sous-ordre	Perméabilité	
INCLUS	Marne ou Argile ou Alluvions	Fluents ou Aquents	Imperméable	Sable ou Sédiments littoraux	Psamments ou Xeralfs ou Xerolls ou Xererts	Très perméable
	Sable ou Sédiments littoraux	Psamments ou Xeralfs ou Xerolls ou Xererts	Très perméable	Marne ou Argile ou Alluvions	Fluents ou Aquents	Imperméable

Figure 6.10 Démarche suivie pour la création de la ZONE 1 en bleu (potentiellement très mal drainée et imperméable) et de la ZONE 2 en rouge (potentiellement très bien drainée et très perméable) de la plaine agricole du Campidano selon la carte pédologique Aru *et al.* (1990)

L'analyse spatiale des valeurs d'humidité estimées des pixels dans les deux zones de drainage est présentée dans la section 6.3 traitant de l'analyse spatiale des cartes d'estimation de l'humidité de surface du sol.

6.2.4 Méthode de validation

Étant donné qu'il n'y a pas de données d'humidité mesurées sur le terrain pour valider les cartes d'humidité à l'échelle de la plaine, des alternatives ont été testées. L'objectif est de voir si les variations d'humidité du sol correspondent à la tendance logique selon les informations sur le territoire.

Pour l'analyse temporelle, les résultats d'estimation d'humidité du sol ont été analysés en fonction des données météorologiques (températures et précipitations disponibles près de

trois stations météo de la plaine du Campidano). Pour l'analyse spatiale, les résultats d'estimation d'humidité du sol ont été analysés en fonction des données pédologiques (zones pédologiques homogènes en fonctions de la perméabilité du sol). Les zones agricoles ont été délimitées avec l'information disponible CORINE (cartographie de l'utilisation du sol pour l'Europe). On sait que les données sur la nature du sol et sa texture sont des paramètres influents sur la capacité du sol à retenir l'eau en milieu semi-aride, et ce particulièrement en période de sécheresse. C'est pourquoi les résultats d'humidité estimés avec les satellites ENVISAT, RADARSAT2 et LANDSAT TM 5 sont analysés selon les caractéristiques du sol afin d'affiner la relation. L'outil principal de validation est donc la carte pédologique disponible de la Sardaigne (Aru *et al.*, 1990). Afin de valider l'hypothèse posée à l'échelle régionale, avec les images radar et optiques, que l'humidité estimée sous le masque de la zone 1 est plus humide que l'humidité estimée sous le masque de la zone 2, deux tests statistiques ont été utilisés, soit le test t de *Welch* et la technique *bootstrap* non paramétrique, sur un ensemble de pixels choisis aléatoirement dans chacune des zones 1 et 2. Le nombre de pixels sous chacune des zones pour chacune des images varie, et pour cette analyse un maximum de 5 000 valeurs ont été choisies aléatoirement. Pour l'ensemble des images, le nombre de pixels était supérieur à 2681, sauf pour l'image ENVISAT ASAR du 10 mars 2007, pour laquelle la zone 2 ne comptait que 245 pixels. Ce petit nombre est dû à la présence de couvert nuageux sur l'image LANDSAT correspondante (donc une grande partie de l'image LANDSAT ne pouvait être utilisée), et c'est cette image qui a servi à faire le masque pour les sols nus sur l'image ENVISAT ASAR.

Le test t de *Welch*, aussi connu sous le nom de test t avec variances inégales, test de *Welch-Aspin* ou test de *Satterthwaite*, est une adaptation du test t de *Student* et a été appliqué sur le même ensemble d'échantillons. Ce test utilisé sur des données en rang est aussi performant que le test de *Wilcoxon-Mann-Whitney* (Fagerland & Sandvik, 2009; Skovlund & Fenstad, 2001) lorsque l'hypothèse d'homoscédasticité (la variance des erreurs aléatoires de la régression est la même pour chaque échantillon, soit Zone 1 et Zone 2) est respectée et est considérablement plus performant en présence d'hétéroscédasticité (la variance des erreurs aléatoires de la régression est différente pour chaque échantillon, soit Zone 1 et Zone 2) des échantillons (Ratté-Fortin, 2014; Ruxton, 2006; Zimmerman & Zumbo, 1993). Les hypothèses de départ de cette méthode sont que les échantillons ont une distribution

normale, que la variance est inégale, et que les deux échantillons sont indépendants et identiquement distribués (i.i.d.).

La technique *bootstrap* non paramétrique est une méthode relativement récente de comparaison de données asymétriques (Efron & Tibshirani, 1993; Ratté-Fortin, 2014). Ce test a l'avantage de ne pas avoir de restrictions de départ sur les hypothèses de normalité, d'homoscédasticité ou de forme de la distribution de l'échantillon. Enfin, l'impact des valeurs extrêmes est considéré avec la technique *bootstrap*, contrairement aux méthodes par rang. Le *bootstrap* non paramétrique est basé sur une méthode de rééchantillonnage avec remise. Le test pige au hasard avec remise un échantillon pour calculer les statistiques (dont la moyenne et la variance). Chaque individu de l'échantillon peut être pigé deux fois ou plus. Au final, on obtient une distribution des valeurs moyennes (Tb^*). Avec ce test, on peut établir si les deux zones homogènes sont significativement différentes, de même que si la zone 1 (potentiellement très mal drainée) a des valeurs d'humidité estimées significativement plus élevées que la zone 2 (potentiellement très bien drainée). Afin d'y arriver, on calcule tout d'abord la différence entre les moyennes de chaque zone. Ensuite, l'on applique le *bootstrap* sur les deux ensembles d'échantillons en émettant l'hypothèse de départ qu'il n'y a pas de différence entre les deux ensembles et l'on compare la distribution obtenue à la valeur obtenue avec les observations. Ainsi, en comparant la distribution des résultats du *bootstrap* avec la valeur réelle obtenue, on peut constater si les résultats se retrouvent en majorité sous le seuil de 5% ou 1% (niveau de confiance respectif de 95 et 99%), rendant ainsi la différence entre les deux ensembles significative.

La figure 6.11 représente un exemple de distribution de différence entre les moyennes (Tb^*) issues du *bootstrap* pour l'image ENVISAT du 10 mars 2007. La ligne rouge (t_{obs}) représente la différence moyenne entre les deux ensembles obtenus avec les observations réelles. La ligne noire représente le test unilatéral (valeur-p) au seuil de 5%, démontrant que 95% des valeurs se retrouvent sous le seuil, donc que l'hypothèse de départ (disant que les deux ensembles ne sont pas différents) est fausse. Ainsi, l'on peut affirmer que pour cette image, les zones 1 et 2 sont fort probablement différentes avec un niveau de confiance de 95%.

Une fois les tests (*bootstrap* et *Welch*) effectués, la valeur-p est obtenue pour chacune des images radar et optiques classifiées. La valeur-p est la valeur de la statistique de test pour chaque image.

Pour cet exemple, la valeur-p du test statistique démontre qu'il existe une différence significative, avec un niveau de confiance de 1% (alpha : 0,01) ou 5% (alpha : 0,05) entre l'humidité estimée sur les images (variable dépendante), pour les zones homogènes 1 et 2 (variable indépendante). De plus, l'on s'attend à ce que les valeurs d'humidité estimées soient plus élevées pour la zone 1 que pour la zone 2. Avec un seuil de 1%, pour qu'elle soit significative la valeur-p doit être inférieure à 0,01. On peut donc affirmer avec une fiabilité à 99% que les échantillons sont statistiquement différents ($P < 0,01$; fiabilité à 99%). Avec un seuil de 5% (dans l'exemple présenté), la valeur-p doit être inférieure à 0,05 pour être significative et affirmer avec une fiabilité de 95% la différence statistique des échantillons ($P < 0,05$; fiabilité à 95%), ce qui est le cas.

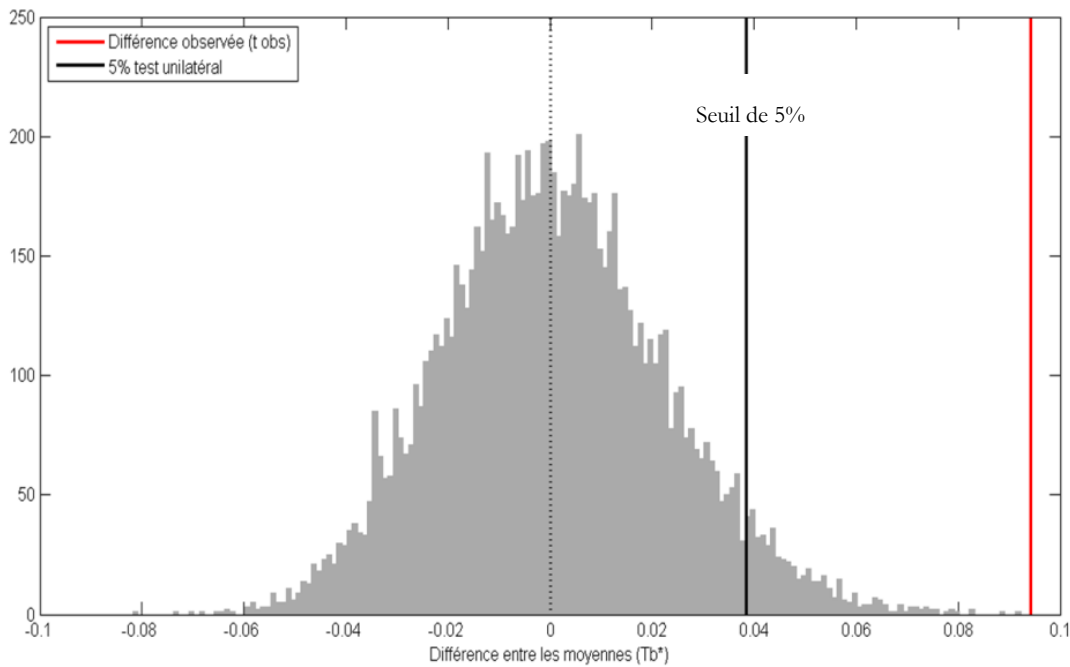


Figure 6.11 Distribution de la différence entre les moyennes issues du *bootstrap* et comparaison avec la valeur observée, pour l'image ENVISAT du 10 mars 2007

6.3 Analyse multitemporelle

L'analyse multitemporelle est basée sur la comparaison des cartes issues des images radar et LANDSAT, et sur les variations des données météorologiques d'une image à l'autre. Le

tableau 6.3 présente les données des trois stations météorologiques de la plaine pour toutes les dates d'acquisition de l'analyse régionale.

Tableau 6.3 Données météorologiques pour les trois stations météo de la plaine (température et précipitation) et statistiques (moyenne et écart-type) d'humidité estimée pour l'ensemble de la zone classifiée sur les images radar ENVISAT ASAR et RADARSAT-2 (classification sur sols nus) et sur les images optiques LANDSAT 5 (classification sur sols nus et sur sols agricoles)

Année	Mois	Jour	Satellite	USSANA				UTA				ORISTANO				Moyenne d'humidité estimée pour l'ensemble de la plaine (%)	Écart-type (%)
				Cumulatif des précipitations (mm)			Température (C°)	Cumulatif des précipitations (mm)			Température (C°)	Cumulatif des précipitations (mm)			Température (C°)		
				3 jours	7 jours	1 mois	Moyenne 3 jours	3 jours	7 jours	1 mois	Moyenne 3 jours	3 jours	7 jours	1 mois	Moyenne 3 jours		
2003	6	28	LANDSAT	0,0	0,0	0,0	32,1	0,0	0,0	0,0	31,3	0,0	0,0	0,0	29,1	12,3	7,3
	6	28	LANDSAT	0,0	0,0	0,0	32,1	0,0	0,0	0,0	31,3	0,0	0,0	0,0	29,1	12,4	8,6
	7	7	LANDSAT	0,0	0,0	0,0	27,0	0,0	0,0	0,0	29,1	0,0	0,0	0,0	26,5	13,0	13,1
	7	14	LANDSAT	0,0	0,0	0,0	32,8	0,0	0,0	0,0	30,5	0,0	0,0	0,0	29,0	12,5	9,3
	7	23	LANDSAT	0,0	0,0	0,0	32,3	0,0	0,0	0,0	31,7	0,0	0,0	0,0	32,1	13,4	19,3
	7	30	LANDSAT	0,0	0,0	0,0	28,7	0,0	0,0	0,0	31,0	0,0	0,0	0,0	28,2	12,9	7,7
	7	30	LANDSAT	0,0	0,0	0,0	28,7	0,0	0,0	0,0	31,0	0,0	0,0	0,0	28,2	13,3	8,2
	8	24	LANDSAT	0,0	0,0	0,0	31,6	0,0	0,0	0,0	31,5	0,0	0,0	0,0	30,0	14,0	14,0
	8	31	LANDSAT	0,0	0,0	0,0	30,2	0,0	0,0	0,0	30,6	0,0	0,0	0,0	29,7	13,5	8,4
	9	25	LANDSAT	0,2	0,2	28	20,8	0,4	0,6	2,4	23,3	0,0	0,0	35,2	21,7	14,2	12,5
10	11	LANDSAT	0,0	3,8	19,8	20,5	0,0	4,0	8,2	19,3	1,6	8,8	16	19,1	13,6	9,3	
2004	7	17	ENVISAT	0,0	0,0	0,0	26,5	0,0	0,0	0,0	27,7	0,0	0,0	0,0	25,5	7,4	4,7
	8	10	LANDSAT	0,0	0,0	0,0	29,0	0,0	0,0	0,0	29,6	0,0	0,0	0,0	27,7	12,9 (sols agricoles) 13,1 (sols nus)	16,0 (sols agricoles) 15,6 (sols nus)
2006	10	24	ENVISAT	1,4	9,6	59,2	21,2	1,0	26,0	96,8	20,3	ND	ND	ND	ND	18,9	5,5
	10	26	LANDSAT	0,4	7,0	24	21,3	0,0	22,2	49,6	21,6	ND	ND	ND	ND	12,5 (sols agricoles) 12,6 (sols nus)	1,7 (sols agricoles) 1,8 (sols nus)
2007	3	10	ENVISAT	8,4	10,0	42,4	12,1	16,8	3,4	37,2	11,9	ND	ND	ND	ND	12,4	3,6
	6	7	ENVISAT	ND	ND	ND	ND	ND	ND	ND	ND	ND	ND	ND	ND	10,9	3,7
	6	23	LANDSAT	ND	ND	ND	ND	ND	ND	ND	ND	ND	ND	ND	ND	11,3 (sols agricoles) 11,2 (sols nus)	9,3 (sols agricoles) 9,8 (sols nus)
2009	5	19	R-2	0,0	0,6	20,2	27,2	0,4	0,8	3,6	26,2	0,0	0,0	0	ND	6,7	3,3
	5	23	ENVISAT	0,0	0,0	20,2	30,9	0,0	0,6	3,8	28,6	0,0	0,0	0	ND	7,5	3,5
	6	12	R-2	0,0	0,0	0,0	25,6	0,0	0,0	0,0	28,9	ND	ND	ND	22,4	7,1	6,0
	6	12	LANDSAT	0,0	0,0	0,0	25,6	0,0	0,0	0,0	28,9	ND	ND	ND	22,4	12,3 (sols agricoles) 12,7 (sols nus)	6,4 (sols agricoles) 6,5 (sols nus)
	6	28	LANDSAT	0,0	0,0	0,0	26,0	0,6	0,6	0,6	26,6	ND	ND	ND	22,7	12,4	7,6
	7	14	LANDSAT	0,0	0,0	0,0	27,8	0,0	0,0	0,0	29,4	0,2	0,2	0,2	28,4	13,9	11,2
	7	30	LANDSAT	0,0	0,0	0,0	30,2	0,0	0,0	0,0	32,1	ND	ND	ND	25,9	12,2	8,4
	8	15	LANDSAT	0,0	0,0	0,0	30,0	0,0	0,0	0,0	31,6	ND	ND	ND	27,7	12,5	7,5

Dans le tableau 6.3, tout d'abord, les précipitations sont présentées de façon cumulative pour les trois jours, les sept jours et le mois précédent l'acquisition de l'image. Dans le cas de la température, c'est la moyenne des températures matinales des trois jours précédents l'acquisition de chacune des images qui a été calculée. Les températures sont en général élevées (entre 20 et 30°C) puisque la majorité des images ont été acquises durant les périodes d'été, chaudes et sèches, et il y a très peu de précipitations en général. Il n'y a que l'image du mois de mars 2007 qui présente des conditions humides avec une moyenne de précipitations de 8 à 17 mm durant les trois jours précédents la prise d'images.

Pour l'analyse temporelle, seule l'humidité estimée pour les sols agricoles (nus ou non) de la plaine du Campidano (figure 3.12 : délimitation de la plaine du Campidano) est analysée conjointement avec les données météo disponibles pour les trois stations (figure 3.15 : stations météo).

Les cartes d'humidité estimées pour une résolution de 30 m avec les images radar et LANDSAT ont aussi été comparées aux résultats obtenus dans l'étude de Campo *et al.* (2011). Ces derniers ont développé un algorithme basé sur la température de surface (LST) pour estimer l'humidité du sol journalière pour le territoire de l'Italie, incluant la Sardaigne, de 2005 à 2009 à partir d'images MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*). Ce satellite, développé par la NASA, permet une couverture globale de la Terre à tous les jours ou aux deux jours, en produisant des images ayant 36 bandes spectrales de 0,4 à 14,4 μm avec une résolution spatiale de 250 m, 500 m et 1000 m (1 km). Leur algorithme leur a permis de produire des cartes de l'index de saturation du sol avec une résolution de 5 km. Les cartes ont été validées par une comparaison entre les valeurs de LST observées et estimées. L'analyse climatologique a permis de confirmer que leur algorithme produit des cartes représentant bien les variations de conditions de surface selon l'information climatique.

6.3.1 Zone des sols nus – 2004 à 2009

La relation linéaire développée à partir des données *in situ* a été appliquée sur les images radar en mode descendant, et seulement sur les sols nus des zones agricoles. Sept images radar coïncident avec quatre images optiques (tableau 6.4).

Tableau 6.4 Images radar et optiques utilisées pour la production de cartes d'humidité estimées; valeurs d'humidité estimées moyennes (%) et écart-type (%) pour chacune des images

#	Date images LANDSAT TM5 sans nuage (Masque des sols nus)	Moyenne Humidité Estimée (%)	Écart type (%)	#	Date images radar descendantes ENVISAT ASAR et RADARSAT-2	Moyenne Humidité Estimée (%)	Écart type (%)	Jours d'écart entre images radar et optiques
1	2004-08-10	13,1	15,6	1	2004-07-17 – ENVISAT ASAR (seulement données ds zone de drainage #1)	7,4	4,7	24
2	2006-10-26	12,6	1,8	2	2006-10-24 – ENVISAT ASAR	18,9	5,5	2
				3	2007-03-10 - ENVISAT ASAR	12,4	3,6	41
3	2007-06-23	11,2	9,8	4	2007-06-07 - ENVISAT ASAR	10,9	3,7	16
				5	2009-05-19 – RADARSAT-2	6,7	3,3	24
4	2009-06-12	12,7	6,5	6	2009-05-23 – ENVISAT ASAR	7,5	3,5	20
				7	2009-06-12 – RADARSAT-2	7,1	3,7	0

Cette première partie d'analyse porte sur la comparaison des résultats obtenus avec les sept images radar et les quatre images optiques acquises de 2004 à 2009, presque toutes en condition très sèche. Les images radar et LANDSAT doivent avoir été acquises le plus proche possible, afin que les conditions du sol soit le plus similaire possible.

La figure 6.12 présente les classifications d'humidité estimée pour les images radar (gauche) et LANDSAT (droite) correspondantes de l'année 2004. L'image ENVISAT ASAR du 17 juillet présente une estimation d'humidité très sèche en général, soit de l'ordre de moins de 10% pour la presque totalité de l'image et une moyenne de 7,4%. En effet, à cette date, les conditions météo sont très arides, avec une température moyenne de 27°C et aucune précipitation cumulative dans le mois précédent. L'image LANDSAT 5 du 8 août (figure 6.13) devrait présenter des valeurs d'humidité faibles car la température moyenne à cette date est de 29°C, et aucune précipitation n'est tombée durant le mois précédent. Par contre, l'humidité estimée moyenne est plutôt de 10 à 15% pour la majeure partie de l'image, moyenne de 13,1% pour toute l'image, ce qui n'est pas représentatif des conditions du sol pour cette période de l'année. Aucune donnée terrain n'est disponible pour cette combinaison d'images de 2004.

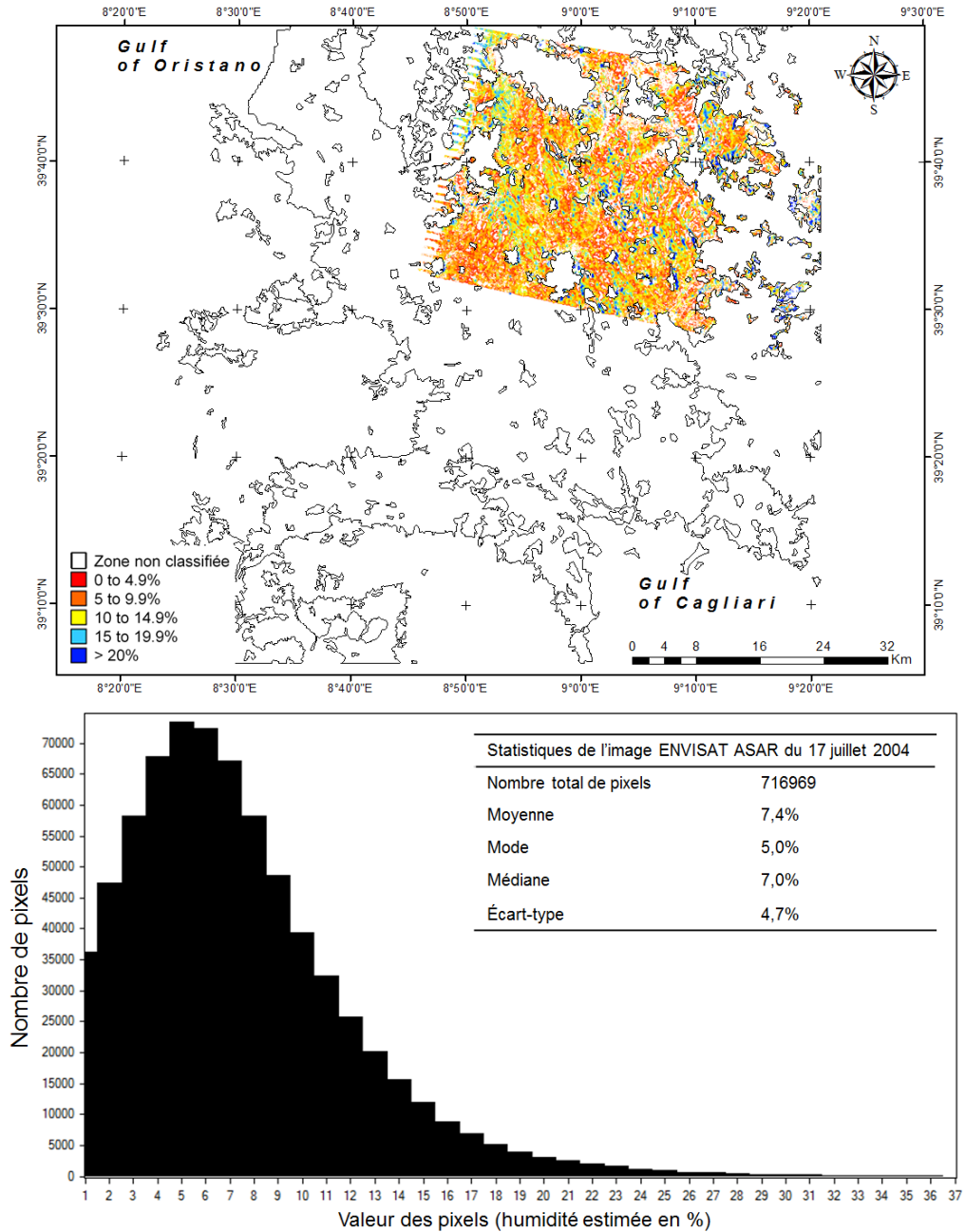


Figure 6.12 Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image radar ENVISAT ASAR du 17 juillet 2004

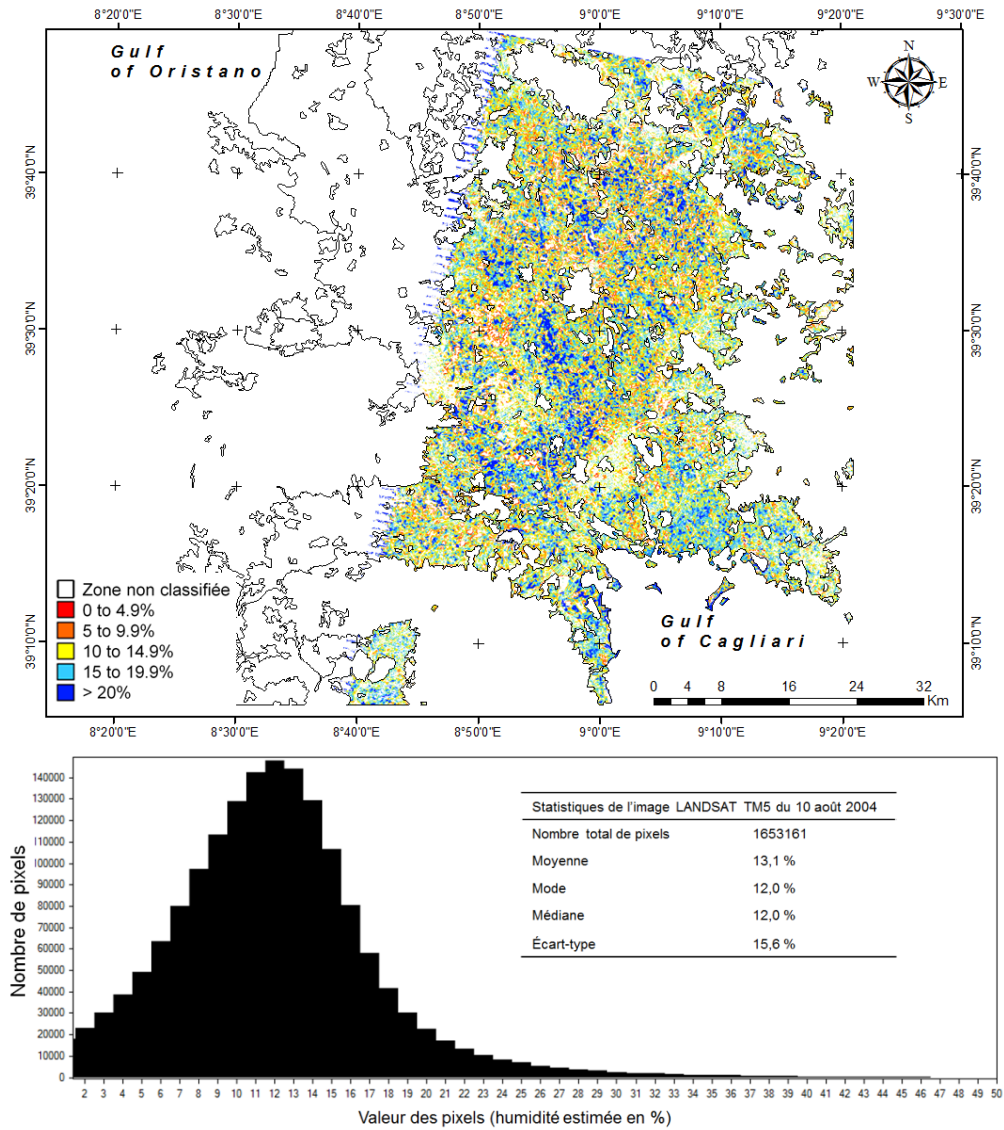


Figure 6.13 Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image LANDSAT 5 du 10 août 2004

Pour la combinaison d'images du mois d'octobre 2006, la température moyenne du mois est de 21°C pour les deux images et il y a eu des précipitations relativement importantes durant le mois précédent (jusqu'à 97 mm de pluie pour la station à Uta). L'image radar (figure 6.14) est définitivement plus humide avec des valeurs d'humidité estimées principalement entre 15 et 25% (moyenne de 19%) que celle du mois de juillet 2004, qui était très sèche avec une moyenne d'humidité estimée à 7,4%. L'image LANDSAT 5 (figure 6.15) a des valeurs d'humidité estimées situées entre 10 et 15%, moyenne à 12,6%. À titre de rappel, une campagne de terrain a eu lieu le 24 octobre 2006, et l'humidité mesurée était respectivement

de 15% et 18% dans les champs 11 et 21 (tableau 4.12, section 4.5.2). Mais ces valeurs ne sont pas utilisées comme validation, puisqu'elles ont été utilisées pour le développement du modèle empirique, elles ne sont mentionnées ici qu'à titre de rappel des valeurs mesurées à cette date sur deux champs.

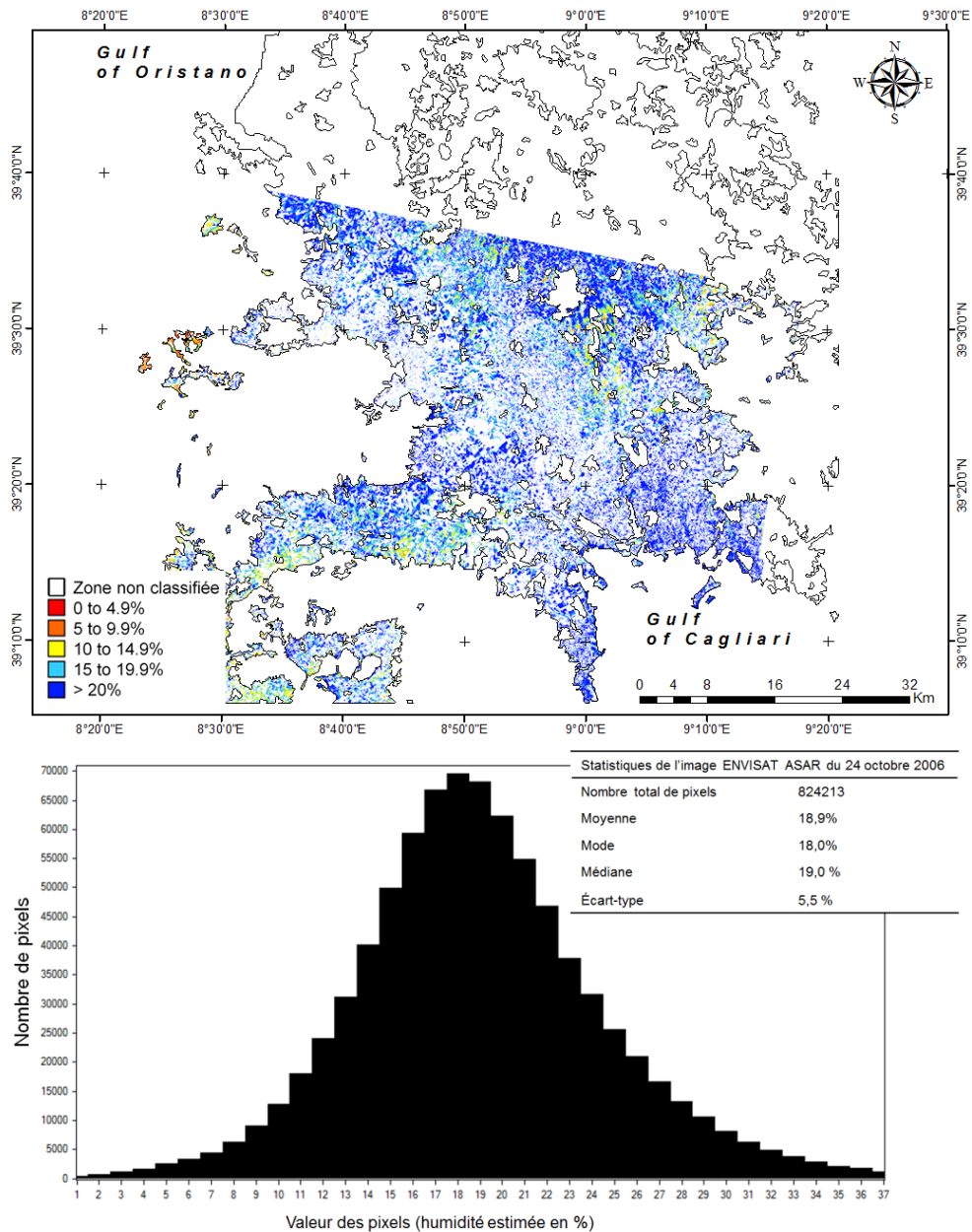


Figure 6.14 Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image radar ENVISAT ASAR du 24 octobre 2006

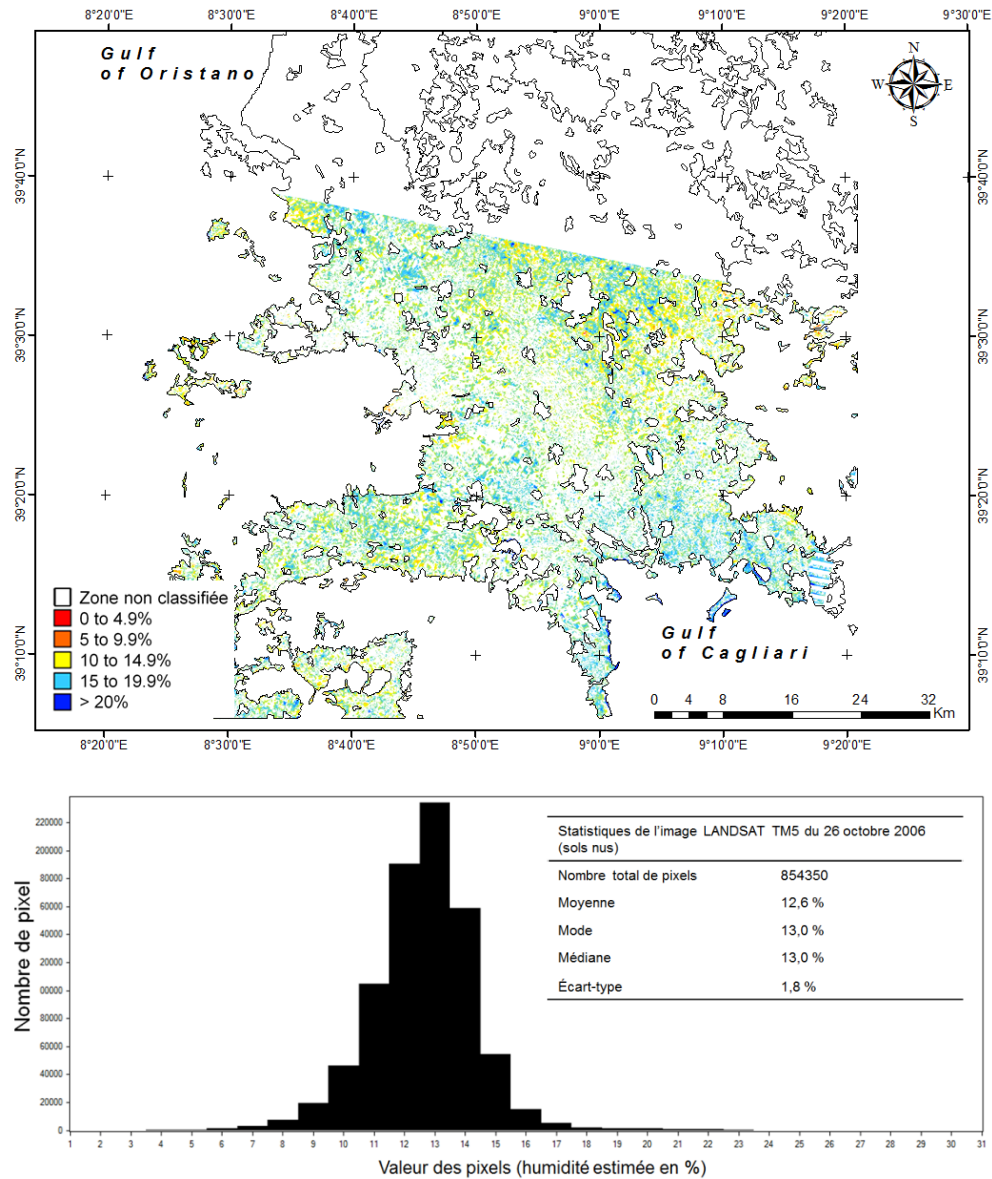


Figure 6.15 Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image LANDSAT 5 26 octobre 2006

L'image du 10 mars (figure 6.16) est utilisée à titre comparatif, puisque dans l'analyse de la plaine, c'est la seule image d'hiver. Le problème, c'est l'image correspondante LANDSAT 5 du 20 avril 2007 qui est recouverte par beaucoup de nuages et qui a dû servir à faire le masque des sols nus. L'image radar est tout de même présentée dans l'analyse multitemporelle à titre de comparaison avec les autres images radar, mais sans comparaison avec l'image optique puisque cette dernière n'a pas été retenue pour l'analyse du TVX, cela impliquait des doutes quant à la validité des valeurs de pente des pixels. On peut tout de même voir que l'image du 10 mars est relativement humide, avec des variations d'humidité

estimées principalement entre 10 et 15%, et une moyenne de 12,4%. Selon les données météo, la température est d'environ 12°C et les précipitations sont d'environ 40 mm pour le mois précédent l'acquisition de l'image.

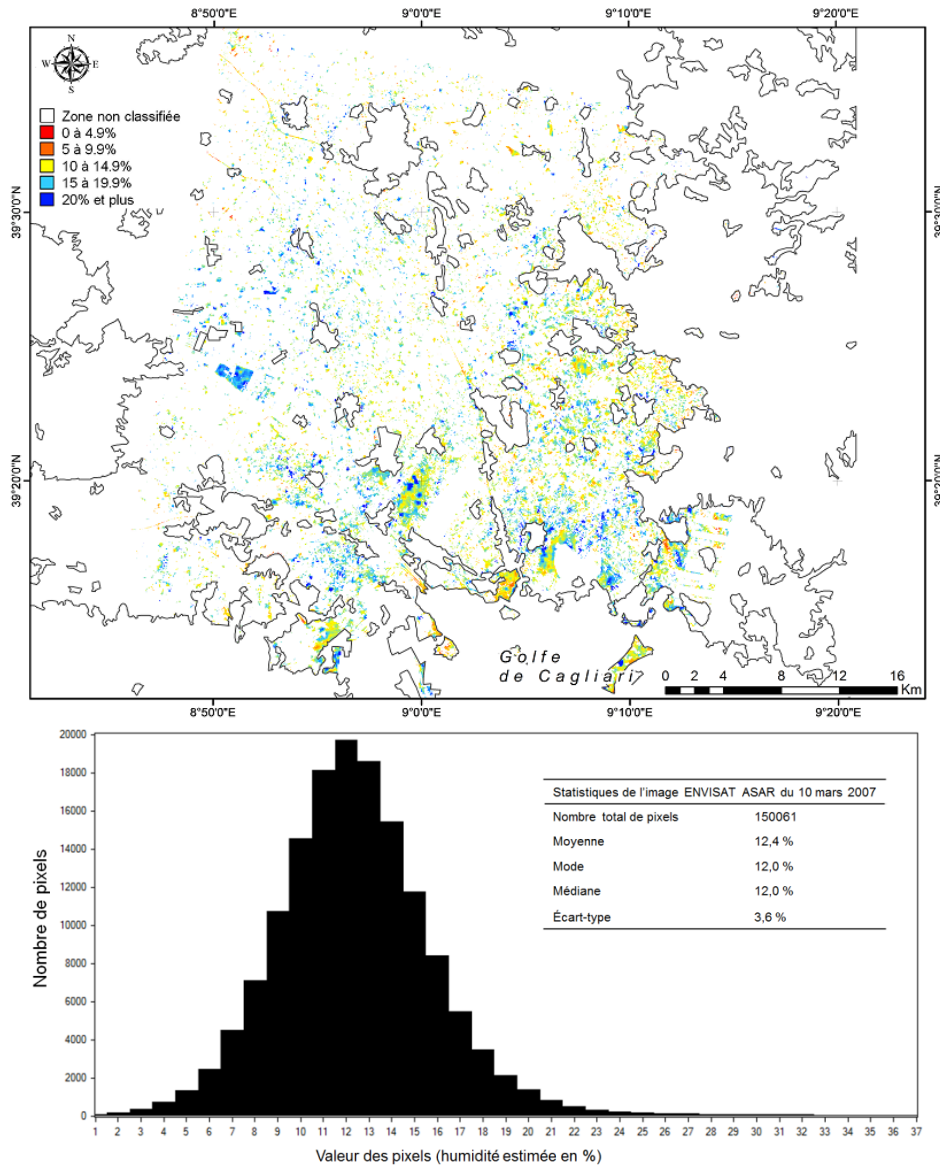


Figure 6.16 Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image radar ENVISAT ASAR du 10 mars 2007

En juin 2007, deux images ont été acquises mais les trois stations météo étaient défectueuses, et aucune donnée météo n'était disponible. Logiquement, au moins de juin, le sol devrait être plus sec qu'en hiver. L'image radar (figure 6.17) présente ainsi de l'humidité estimée principalement entre 5 et 15%, avec une moyenne de 11%, soit plus sèche qu'au mois de mars 2007 et octobre 2006, et plus humide qu'au mois de juillet 2004. Par contre, l'image

LANDSAT 5 (figure 6.18) semble avoir des valeurs d'humidité estimées similaires aux autres dates d'acquisition avec une moyenne de 11%, mais une répartition des valeurs un peu plus large soit entre 5 et 20%. Une campagne de terrain a eu lieu le 7 juin 2007 dans les champs 11, 21 et 41. L'humidité mesurée était respectivement de 20%, 14% et 12%. Il est nécessaire de mentionner que le champ 11 a été irrigué à cette date (tableau 4.12, section 4.5.2). Encore une fois, il est important de rappeler que ces valeurs mesurées sur le terrain ont été utilisées pour développer le modèle empirique et qu'elles ne sont donc pas présentées ici comme validation, mais plutôt comme un rappel des conditions mesurées à cette date pour quelques parcelles agricoles.

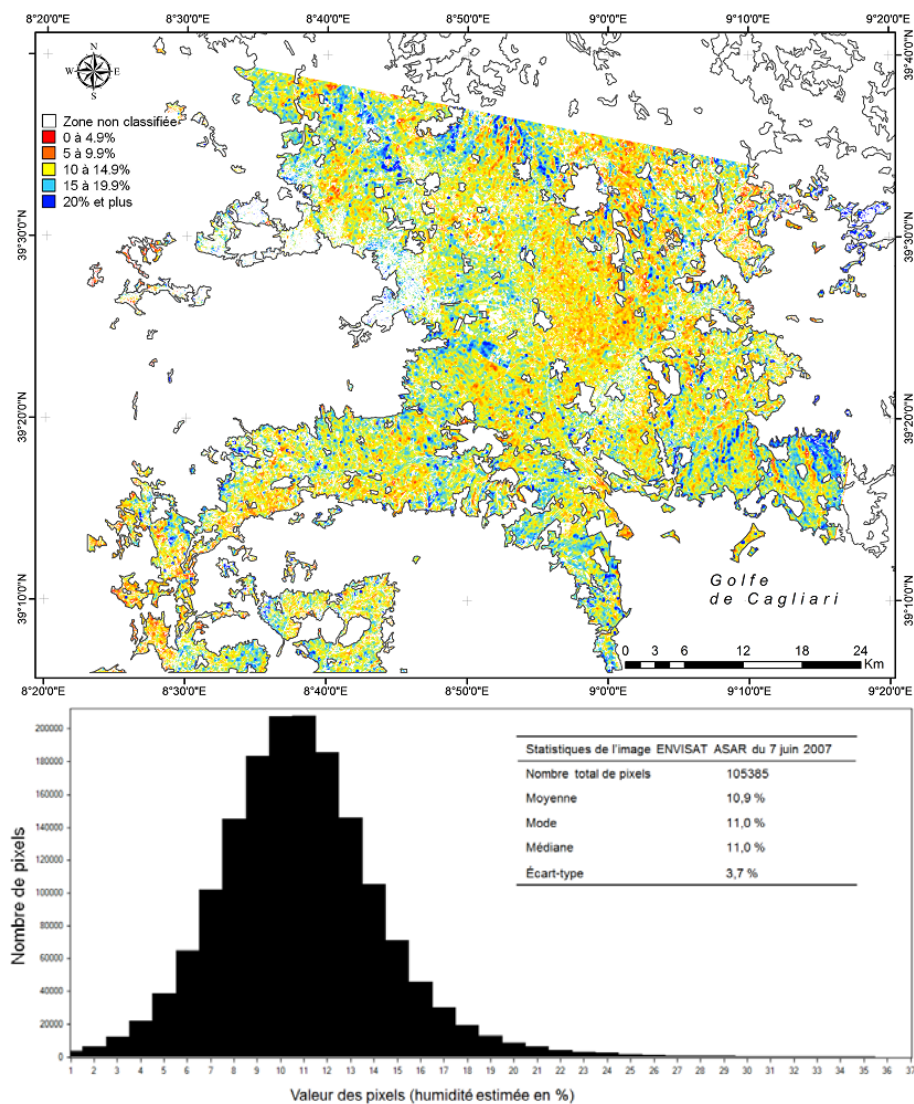


Figure 6.17 Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image radar ENVISAT SAR du 7 juin 2007

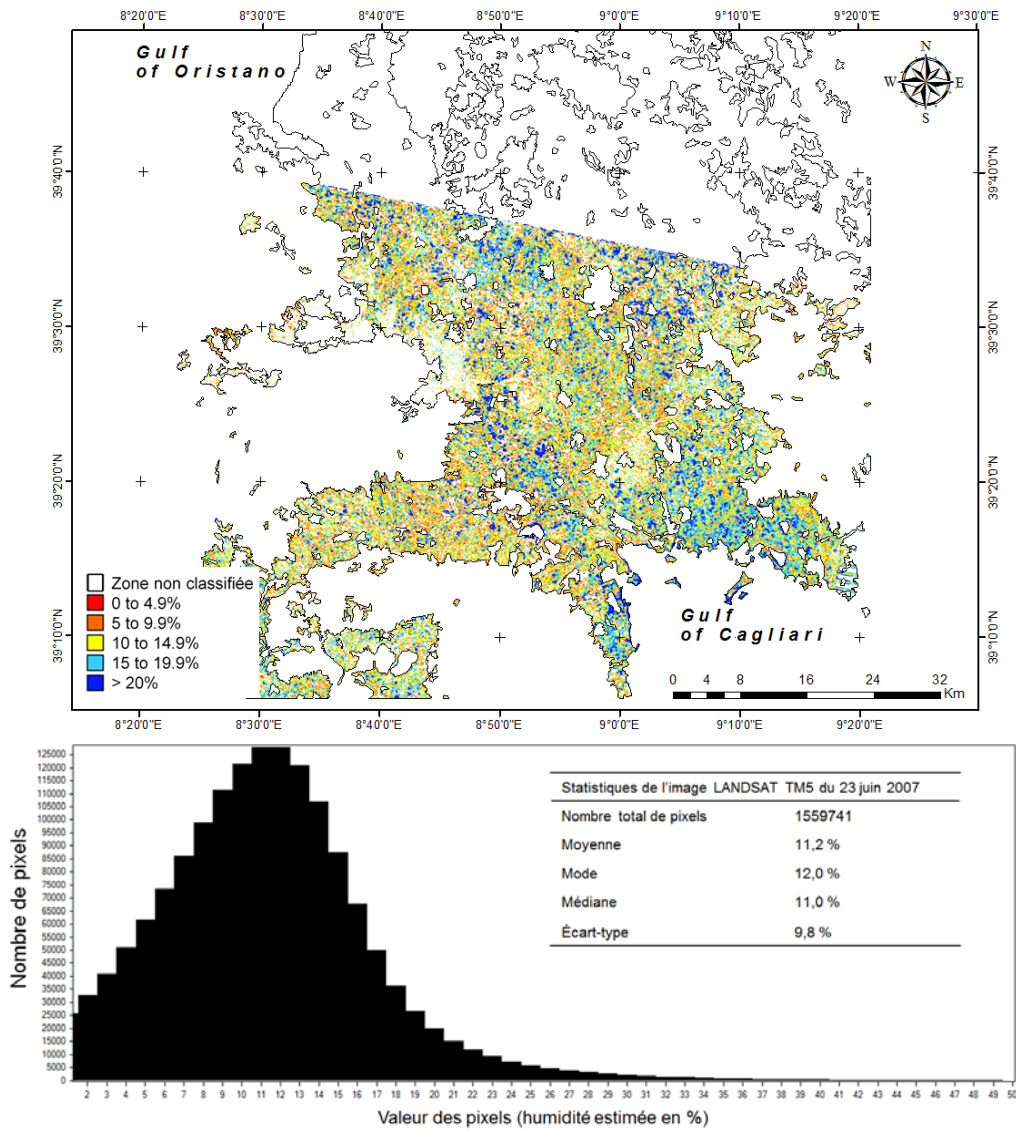


Figure 6.18 Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image LANDSAT 5 du 23 juin 2007

Trois images radar ont été acquises du 19 mai au 12 juin 2009, deux RADARSAT-2 (figures 6.19 et 6.21) et une ENVISAT ASAR (figure 6.20), et elles correspondent à l'image LANDSAT 5 (figure 6.22) acquise le 12 juin 2009. Les trois images radar ont une humidité estimée moyenne de moins de 8 % (moyenne de 6,7 %, 7,5 % et 7,1 %) et des valeurs principalement sous les 10%, alors que l'image LANDSAT 5 a une humidité estimée moyenne de 13% et des valeurs principalement entre 8 et 18%. Les données météorologiques témoignent que les images ont été prises durant une période très sèche avec des températures moyennes entre 26°C et 30°C pour cette période, et 30 mm de pluie ont été enregistrés sept jours avant la prise de l'image du 19 mai. Les deux campagnes de terrain

effectuées durant cette période, le 16 mai et le 12 juin, ont permis de mesurer l'humidité de la surface du sol entre 3 et 6% pour 5 champs. Le champ 11 a une humidité mesurée de 16%, mais il a été irrigué la journée de l'échantillonnage.

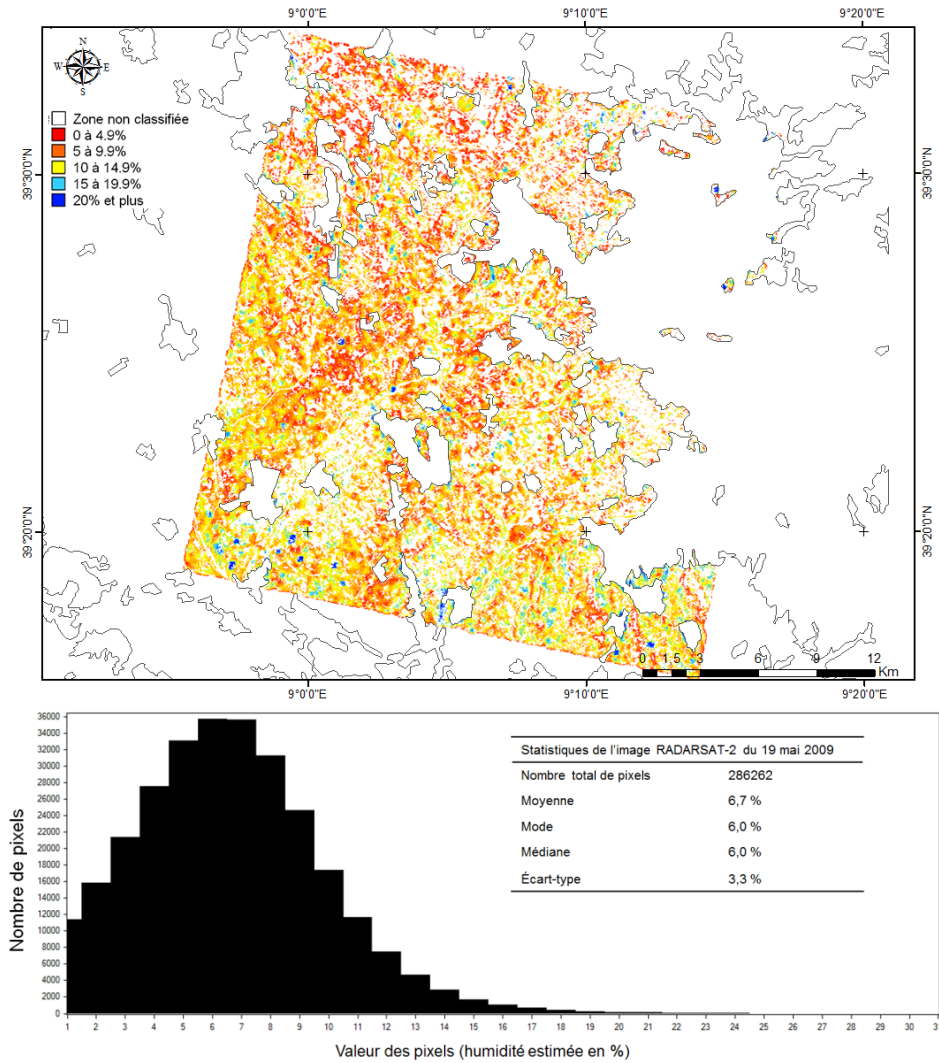


Figure 6.19 Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image radar RADARSAT-2 du 19 mai 2009

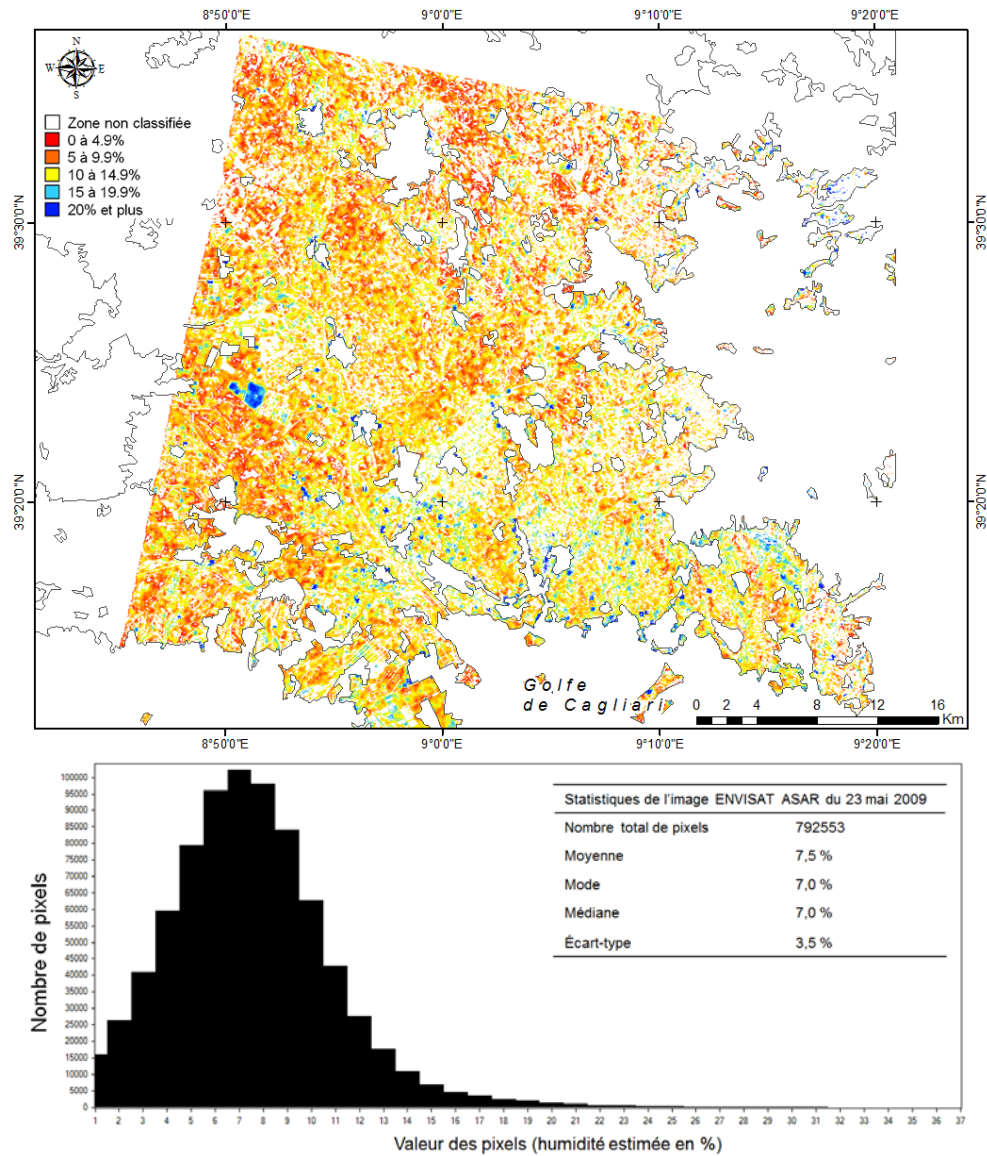


Figure 6.20 Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image radar ENVISAT ASAR du 23 mai 2009

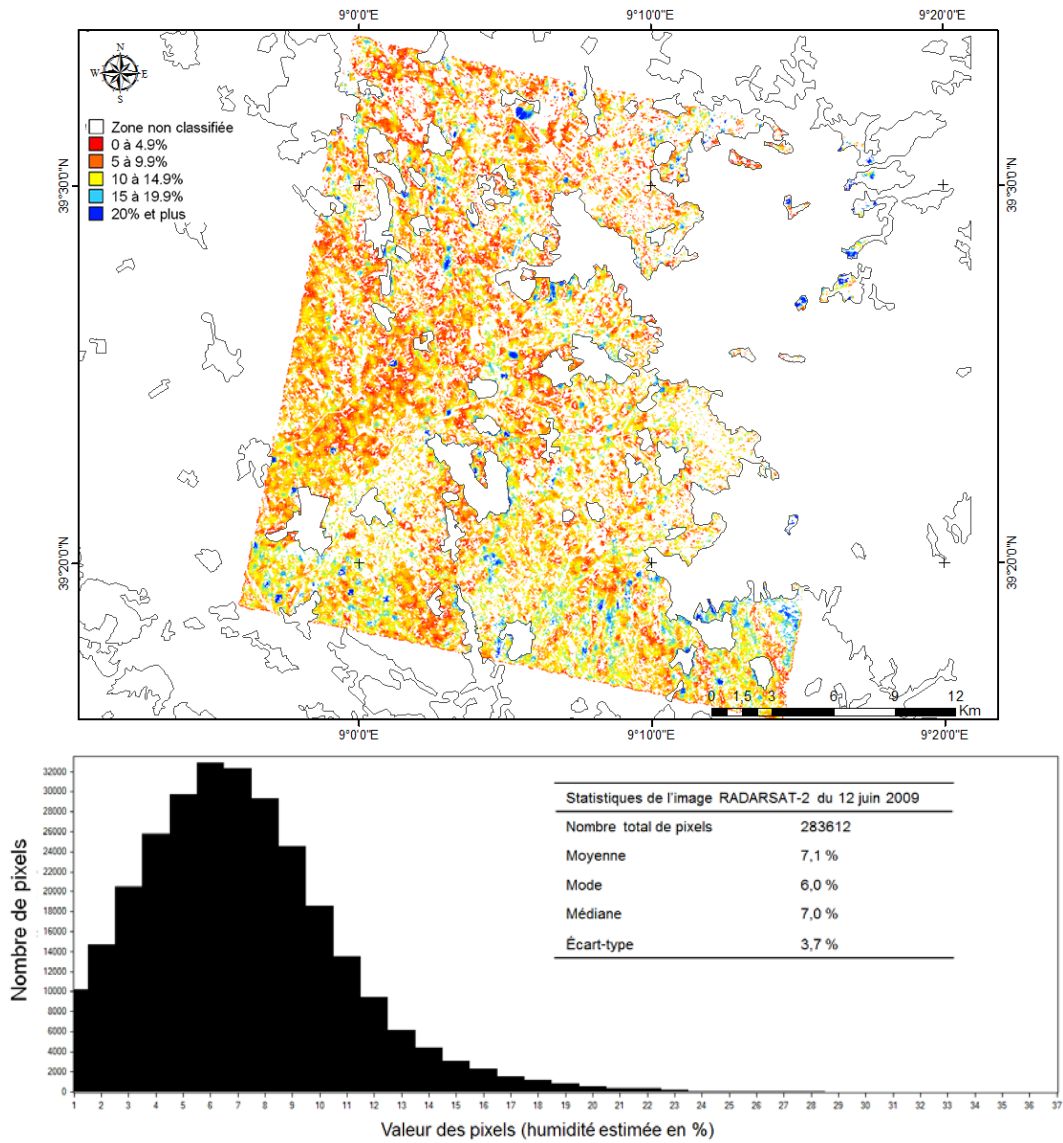


Figure 6.21 Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image radar RADARSAT-2 du 12 juin 2009

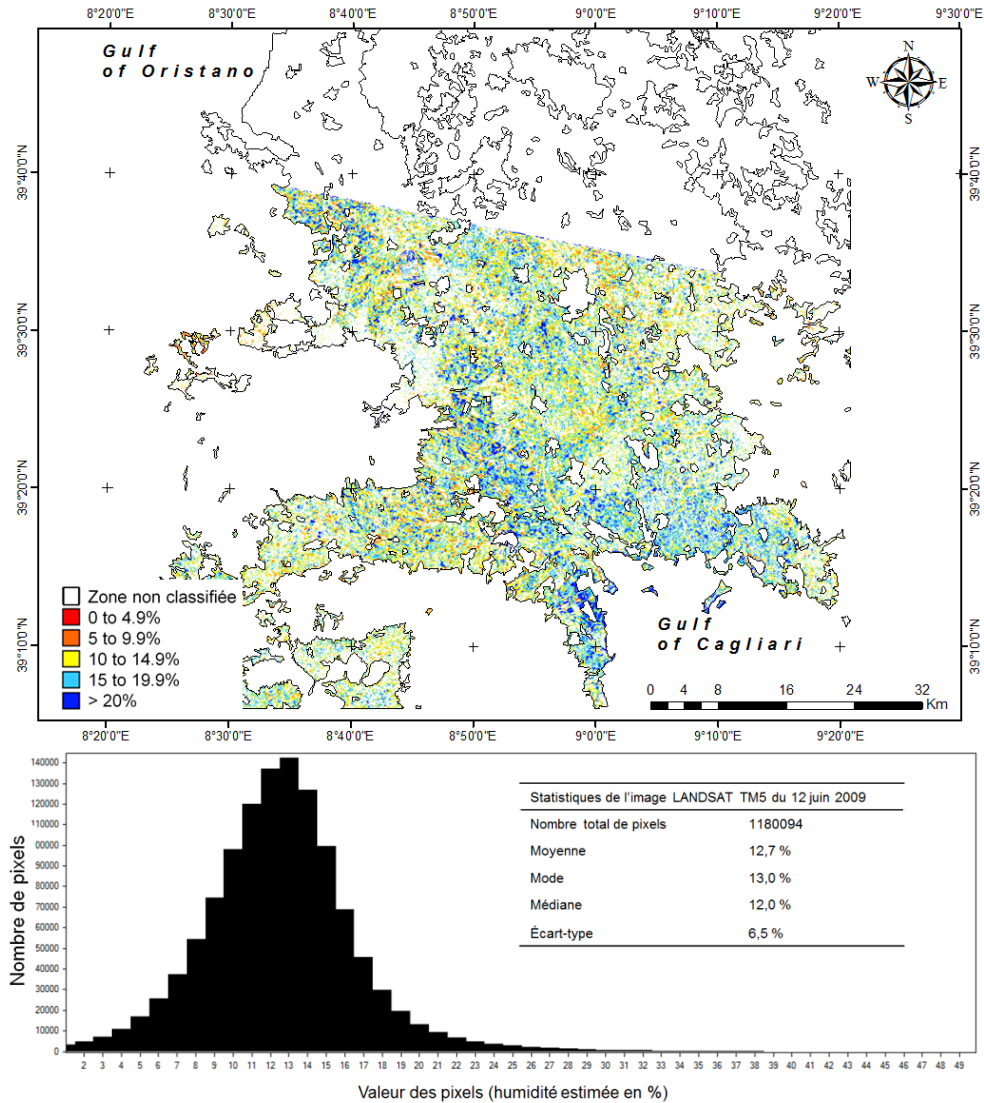


Figure 6.22 Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image LANDSAT 5 du 12 juin 2009

Enfin, on peut constater qu'avec une analyse qualitative des classifications d'images radar et LANDSAT, les images radar classifiées à l'aide de la relation empirique développée dans le cadre de cette thèse semblent nettement plus sensibles aux variations d'humidité de la couche superficielle des sols nus d'une saison à l'autre que celles obtenues par les images LANDSAT (voir valeurs d'humidité estimées moyenne par image présentées dans le tableau 6.4). Les cartes d'humidité estimées obtenues à partir des images ENVISAT ASAR et RADARSAT-2 sont cohérentes avec les données météorologiques et les conditions d'humidité du sol pour ces différentes périodes. En effet, pour les images acquises durant la saison sèche, les valeurs d'humidité estimées moyennes par image sont de moins de 10%

(écart-type de 3 à 5%) et pour les images acquises durant la saison humide, les valeurs varient entre 12 et 20% (écart-type de 4 à 6%). Par contre, les cartes obtenues à partir des images LANDSAT montrent que le modèle sous-estime les valeurs d'humidité du sol l'hiver et les surestime l'été. Les faibles variations d'humidité estimées (valeurs d'humidité estimées moyennes pour toutes les images entre 11 et 13%, écart-type de 2 à 16%) entre les deux saisons (sèches et humides) sont possiblement dues à la faible gamme de valeurs de NDVI des images LANDSAT 5 utilisées pour le développement de la relation TVX entre la LST et le NDVI (chapitre 5, section 5.4.3). En effet, les résultats obtenus avec les quatre images LANDSAT acquises durant des périodes différentes de l'année présentent des valeurs d'humidité estimées semblables et se situent entre 11,2% (mois de juin) et 13,1% (mois d'août), alors que les sept images radar varient entre 6,7% (mois de mai) et 18,9% (mois d'octobre). Les deux images acquises le 12 juin 2009 en sont un bon exemple, l'image RADARSAT-2 présente une humidité estimée moyenne pour tous les sols nus de la plaine de 7% (la majorité des valeurs estimées sont de moins 10%) alors que pour l'image LANDSAT 5 l'humidité estimée moyenne est de 13% (majorité des valeurs entre 8 et 18%).

6.3.2 Zone des sols agricoles - 2003

Sur l'ensemble de la base de données d'images LANDSAT 5 disponibles (19 images, tableau 6.1) pour la période allant de 2003 à 2009, 16 images ont été acquises durant la saison sèche (juin, juillet, août), une à la fin septembre et deux en octobre. Sur l'ensemble des images, 11 ont été acquises durant l'année 2003, du mois de juin au mois d'octobre. L'analyse temporelle a donc été réalisée sur les classifications d'humidité de surface des zones de sols agricoles mixtes (sols nus et avec végétation) de ces images (figure 6.23). Les images LANDSAT ont été analysées en fonction de la variation temporelle de la météo afin de voir si les cartes d'humidité estimées correspondent aux variations météorologiques des saisons humides (automne dans ce cas-ci, soit les mois de septembre et octobre) et sèches (été, soit les mois de juin, juillet et août). Le tableau 6.5 présente les données météorologiques pour l'année 2003 de la station météo d'Ussana.

Tableau 6.5 Données météorologiques pour l'année 2003 (station météo d'Ussana)

	Total des précipitations mensuelles mm	Température moyenne mensuelle °C
Janvier	41,40	10,65
Février	114,40	8,85
Mars	0,00	11,21
Avril	17,60	14,41
Mai	10,80	19,85
Juin	6,40	26,56
Juillet	0,00	28,35
Août	14,60	29,46
Septembre	24,80	22,81
Octobre	69,40	19,45
Novembre	62,40	15,32
Décembre	74,80	10,73
Total	436,60	

Neuf des 11 images ont été acquises de juin à août, durant la saison sèche, où la température moyenne est de 28°C, et le total des précipitations pour cette période est de 21 mm. Les deux autres images ont été acquises le 25 septembre et le 11 octobre et l'on pourrait espérer que ces images présentent une humidité estimée plus élevée car les précipitations cumulatives (respectivement 24,80 mm et 69,40 mm) sont plus élevées qu'en été et les températures moyennes (respectivement 22,81°C et 19,45°C) sont plus basses qu'en été. Par contre, ces deux images présentent des valeurs estimées similaires aux autres images, soit principalement entre 10 et 20% (figure 6.23).

Dans le tableau 6.3, au début du chapitre 6.3, les valeurs d'humidité moyennes pour chacune des images traitées sont présentées. Les moyennes des images LANDSAT 5 d'été varient entre 12,4 et 14%, alors que les deux images d'automne présentent des moyennes similaires soit de 14,2 et 13,6%.

L'image du 23 juillet semble plus foncée (donc possiblement plus humide, valeurs de 20% et plus), mais il est important de mentionner que cette image comportait des nuages, qu'elle a été traitée avec un filtre, et qu'elle a tout de même été utilisée pour l'estimation de l'humidité de surface. Cela pourrait donc expliquer pourquoi elle semble plus humide que les autres, mais elle ne devrait pas l'être puisqu'elle a été acquise en période très sèche.

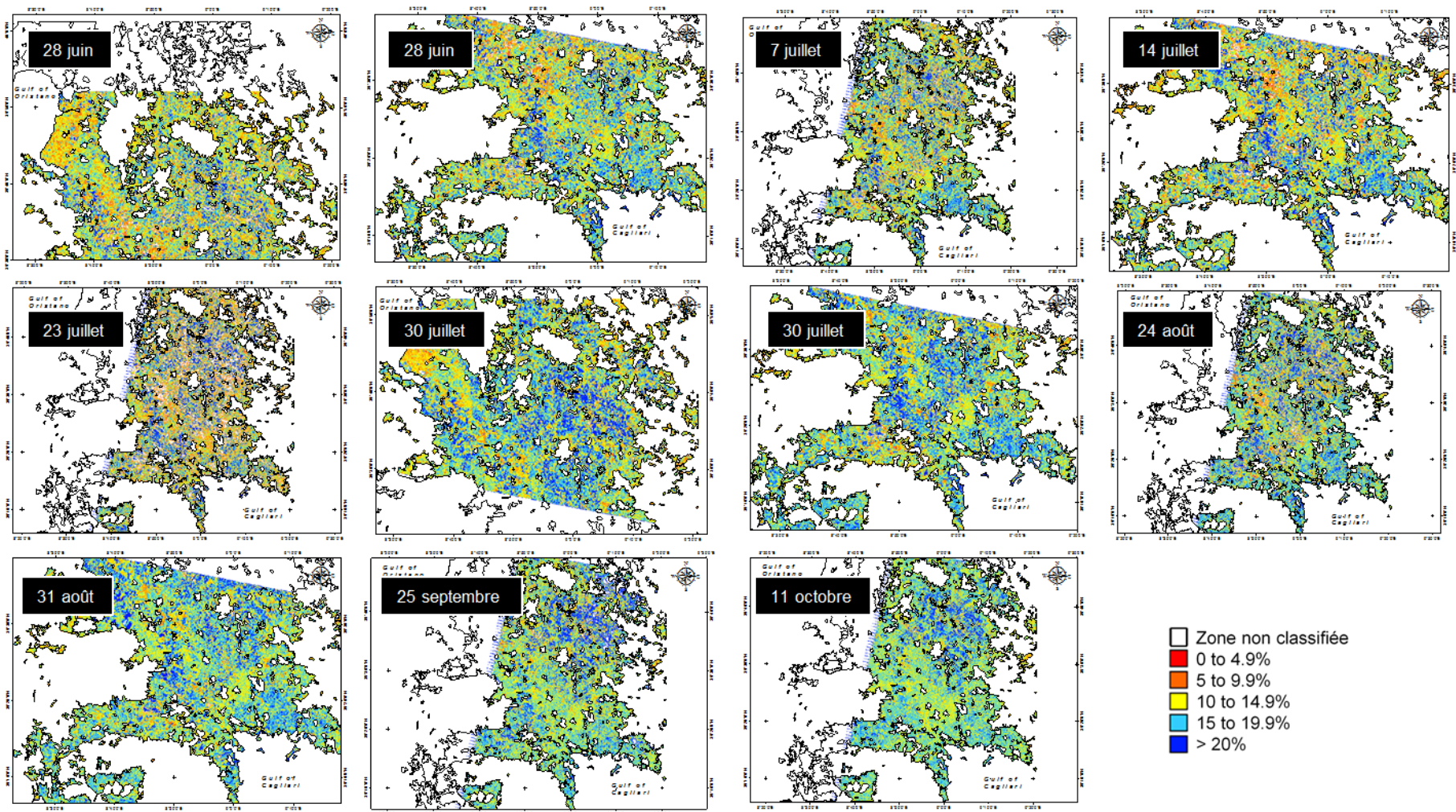


Figure 6.23 Classification d'humidité estimée pour les onze images LANDSAT acquises en 2003

La seule autre image de la base de données globale LANDSAT 5 acquise durant une saison humide est celle du 26 octobre 2006 (utilisée dans l'analyse des sols nus avec les images radar). La figure 6.24 présente la classification pour toute la zone agricole. La carte résultante donne des valeurs d'humidité estimées variant entre 10 et 20% (moyenne de 12,5%), tout comme les autres images de la base de données de 2003.

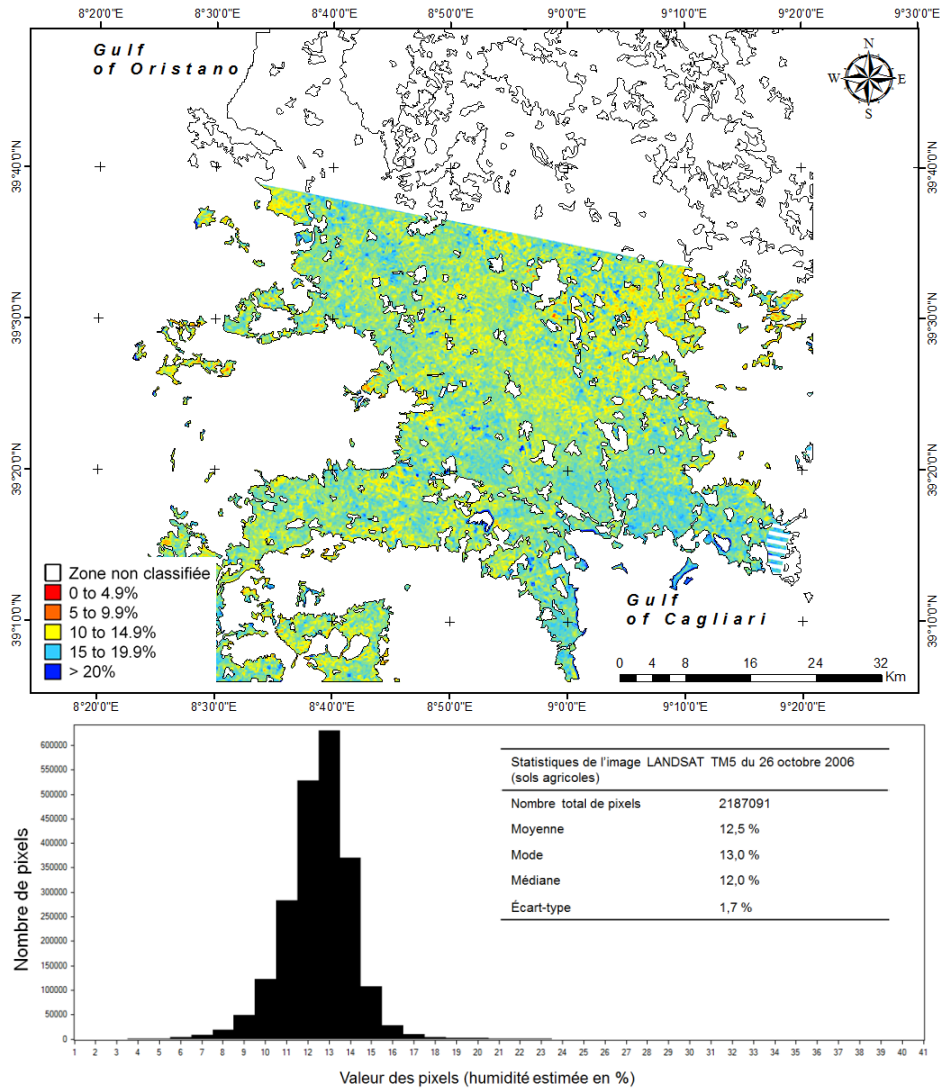


Figure 6.24 Carte de l'estimation de l'humidité du sol et statistiques à partir de l'image LANDSAT 5 du 26 octobre 2006 (sols agricoles)

Les variations temporelles sont pratiquement inexistantes pour les images LANDSAT. Les images d'automne ne présentent aucune différence notable dans les variations d'humidité estimée du sol. Comme déjà mentionné, le fait que la gamme de NDVI soit faible est peut-être une hypothèse qui serait la cause d'une pente TVX moins bien définie, comme déjà

mentionné dans la littérature par Sandholt *et al.* (2002). Une solution à cela pourrait être l'utilisation de la limite sèche de l'espace TVX (Sandholt *et al.*, 2002) comme valeur de pente, voir la figure 2.3 (section 2.2.3) tirée de Lambin et Ehrlich (1996). Ainsi, malgré la faible variation des valeurs de NDVI, il serait tout de même possible d'établir une relation linéaire entre la LST et le NDVI, et ce pour les sols secs. Une autre hypothèse est le fait que la relation empirique entre les valeurs de pente TVX et les valeurs d'humidité estimées soit développée avec très peu de mesures *in situ*. Cela pourrait aussi être la cause du manque de précision lors de l'estimation des valeurs d'humidité, et par le fait même d'une relation linéaire avec les mesures d'humidité du sol *in situ* moins probante.

6.4 Analyse spatiale

L'analyse spatiale est effectuée afin de vérifier si à l'intérieur d'une même image (radar ou optique/thermique), et cela même en période de sécheresse, les variations d'humidité estimées varient en fonction d'un paramètre déterminant dans la modélisation hydrique des sols, soit les qualités de drainage ou perméabilité du sol. Niang et Bernier (2006) ont d'ailleurs démontré que les images satellitaires radar (six images RADARSAT-1) et optiques (une image ASTER), utilisées individuellement ou combinées, permettent la reconnaissance des états de drainage du sol, selon une méthodologie développée à partir de l'analyse d'une grande base de données terrain (1612 profils de sol exposés à la pelle).

6.4.1 Paramètres pédologiques

Les zones ayant des potentiels de drainage différents, liés à leur perméabilité, ont été définies dans la section 6.2.3 (tableau 6.2). Ces zones sont définies en fonction de trois paramètres pédologiques : catégorie de matériel parental, classe de sous-ordre et niveau de perméabilité du sol. Afin de valider si ces paramètres sont effectivement liés à l'humidité estimée de surface, la moyenne d'humidité estimée a été calculée pour chacune des zones situées sous chacun des paramètres pédologiques. En analysant les valeurs moyennes d'humidité estimée pour chacun des paramètres, pour chacune des images, il a été possible de constater que certains paramètres pédologiques semblent avoir une influence sur les valeurs d'humidité estimées, particulièrement à partir des images radar. Par exemple, pour l'image radar ENVISAT ASAR du 24 octobre 2006 et l'image LANDSAT 5 du 26 octobre 2006, les valeurs d'humidité estimées moyennes sous chacune des classes de matériel parental, la classe

de sous-ordre et le niveau de perméabilité ont été calculées (tableau 6.6) de même que les valeurs moyennes du signal radar en décibel (dB VV), ces valeurs sont présentées dans un graphique (figure 6.25). Dans cet exemple pour les deux images du mois d'octobre 2006, l'on peut constater que l'image LANDSAT présente une très faible variation (moins de 2%) d'humidité estimée pour tous les types de sol, et l'image radar présente des variations intéressantes (jusqu'à 10%) d'un type de sol à l'autre, pour les trois paramètres pédologiques.

Tableau 6.6 Valeurs d'humidité estimées moyennes à partir des images radar et optiques du mois d'octobre 2006, et valeurs de dB pour radar, pour les différentes classes de trois paramètres pédologiques (matériel parental, sous-ordre et de perméabilité)

	Matériel parental	Radar VV (dB)	Radar hum. est. (%)	LANDSAT hum. est. (%)
1	Méthanorphique	-5,82	18,55	12,37
2	Calcaire dolomie	-6,09	17,68	12,44
3	Calcaire orogène	-4,98	21,33	12,81
4	Intrusive	-6,00	17,97	12,87
5	Effusive acide	-6,76	15,46	12,89
6	Effusive basique	-5,78	18,70	13,50
7	Marne	-5,09	20,96	13,08
8	Argile	-5,87	18,38	12,73
9	Alluvion	-5,60	19,30	13,24
10	Sable	-8,10	11,02	13,54
11	Sédiments littoraux	-4,90	21,60	15,07
12	Urbain	-4,96	21,41	14,46
Sous-ordre				
1	Orthents	-5,83	18,54	12,66
2	Fluents	-5,58	19,37	13,10
3	Aquents	-5,81	18,61	12,86
4	Psamments	-8,10	11,02	13,54
5	Ochrepts	-5,12	20,89	13,18
6	Xeralfs	-5,61	19,25	13,31
7	Xerolls	-5,52	19,54	13,32
8	Xererts	-5,35	20,12	12,74
9	Orthids	-4,90	21,60	15,07
Perméabilité				
1	Imperméable	-5,29	20,31	13,85
2	Peu perméable	-5,85	18,46	12,66
3	Moyennement perméable	-5,64	19,15	13,30
4	Perméable	-5,78	18,69	12,77
5	Très perméable	-5,18	20,68	13,11

Dans la figure 6.25, les résultats de l'image radar sont identifiés par des carrés rouges (humidité estimée) et des losanges bleus (dB VV), et les résultats de l'image optique par des

triangles verts (humidité estimée). Dans le cas de l'image du mois d'octobre 2006, on peut constater que la valeur d'humidité la moins élevée se trouve sous le matériel parental de sable (11%) et le sous-ordre psamments (11%), et à l'inverse des valeurs élevées d'humidité se trouvent dans la classe imperméable (20%). Par contre, il est important de mentionner que l'humidité estimée n'est pas systématiquement plus faible dans les types de sols dit bien drainés (zone 2) ou systématiquement plus élevée dans les types de sols dit mal drainés (zone 1). Ainsi, dans la figure 6.25, pour la catégorie perméabilité, on peut constater que même si la classe imperméable présente une moyenne d'humidité estimée élevée (20%), la classe 5 (très perméable) est aussi humide (20%), possiblement en raison de l'irrigation, alors qu'elle devrait être la plus faible des cinq classes. Cette observation ne fait que rappeler que plusieurs facteurs influencent les qualités de drainage d'un sol, que plusieurs aspects permettent de les qualifier, et qu'une carte pédologique a ses limites de précision. C'est pour cette raison que trois paramètres différents de la carte pédologique ont été considérés pour la définition des zones 1 et 2 de qualité de drainage. Pour la définition des zones 1 et 2, voir la figure 6.10 à la fin de la section 6.2.3.

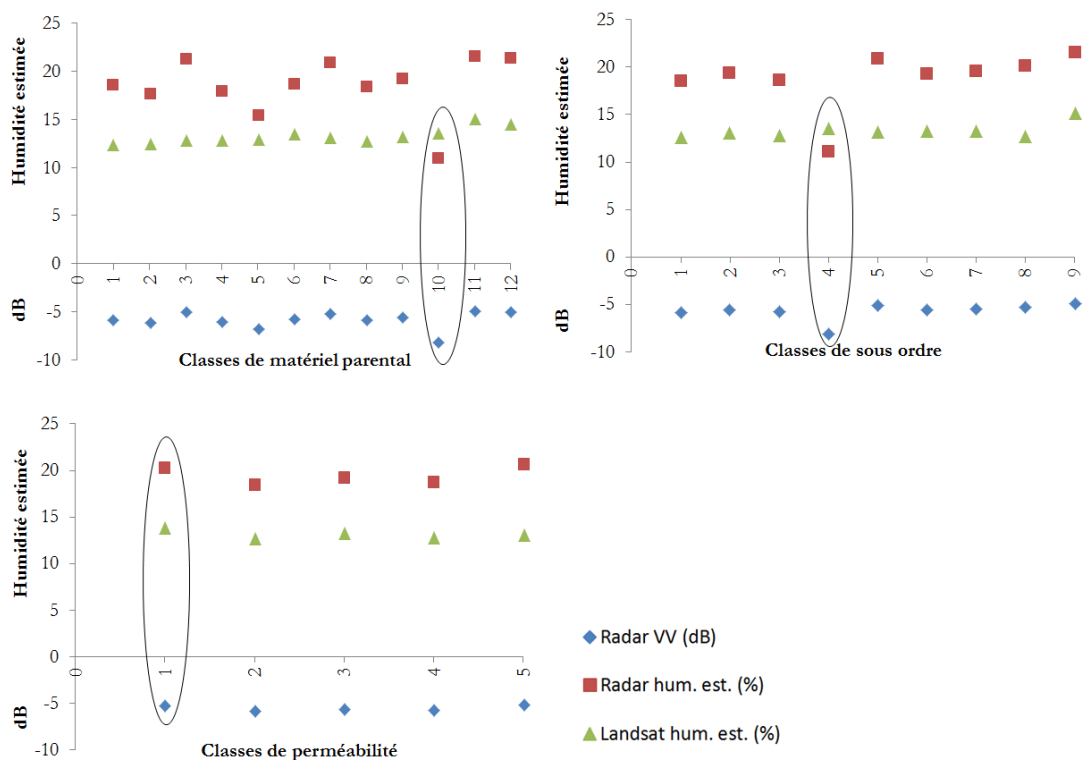


Figure 6.25 Valeurs d'humidité estimées moyennes à partir des images radar et LANDSAT du mois d'octobre 2006, et valeurs de dB pour radar, pour les différentes classes de trois paramètres pédologiques (matériel parental, sous-ordre et perméabilité)

Le même exercice de comparaison entre les valeurs moyennes d'humidité estimées à partir des images radar a été fait pour les sept images radar disponibles pour l'analyse régionale. Les mêmes relations semblent exister entre les matériaux sableux et perméables (valeurs plus faibles d'humidité estimées) et les matériaux argileux et imperméables (valeurs plus fortes d'humidité estimée). Par contre, pour les 19 images LANDSAT 5, les analyses de la variation des valeurs d'humidité estimées, mais aussi des valeurs moyennes de pente TVX, pour chacune des classes des trois paramètres pédologiques n'ont pas montré de relation logique. À l'inverse des résultats présentés dans la figure 6.25, aucune corrélation ne semble exister entre les paramètres pédologiques et les classifications d'images LANDSAT. Parfois même la relation semble inversée, c'est-à-dire que pour les sols sablonneux (ex. sous-ordre xerolls) l'humidité estimée est plus élevée que pour les sols argileux (ex. sous-ordre aquents).

6.4.2 Zones pédologiques homogènes en fonction des qualités de drainage

Les zones pédologiques homogènes sont séparées en fonction de leur qualité de drainage (voir tableau 6.2). Les zones étant qualifiées de très mal drainées (zone 1) sont potentiellement plus humides, tandis que les zones qualifiées de très bien drainées (zone 2) sont potentiellement moins humides. Lorsque l'on compare l'humidité estimée pour les deux zones pédologiques homogènes pour chacune des six images radar (figure 6.26, avec et sans écart-type, sans l'image du 10 août 2004 car il y a des pixels dans seulement l'une des deux zones) et LANDSAT (figure 6.28 avec et sans écart-type), on peut constater une différence d'humidité estimée entre les zones 1 (plus humide) et 2 (moins humide).

6.4.2.1 Images radar

Les moyennes d'humidité estimées pour les six images radar sous la zone 1 (imperméable) sont toutes plus élevées que celles sous la zone 2 (perméable). L'image radar du 17 juillet 2004 ne peut être utilisée pour l'analyse régionale en fonction des zones homogènes, puisqu'il n'y a aucun pixel situé dans la zone 2. La figure 6.26 présente les moyennes d'humidité estimées pour chacune des zones pour chaque image radar. L'ensemble des moyennes se situent entre 5 et 20% d'humidité estimée. Ainsi, il semble que le radar, même en période d'extrême sécheresse, peut détecter les faibles variations d'humidité du sol en lien avec les informations pédologiques du sol. En effet, lorsque l'on regarde la distribution de

l'ensemble des valeurs de pixels pour chacune des zones, l'on peut constater que la zone 1 a une distribution ayant une tendance plus humide que celle de la zone 2.

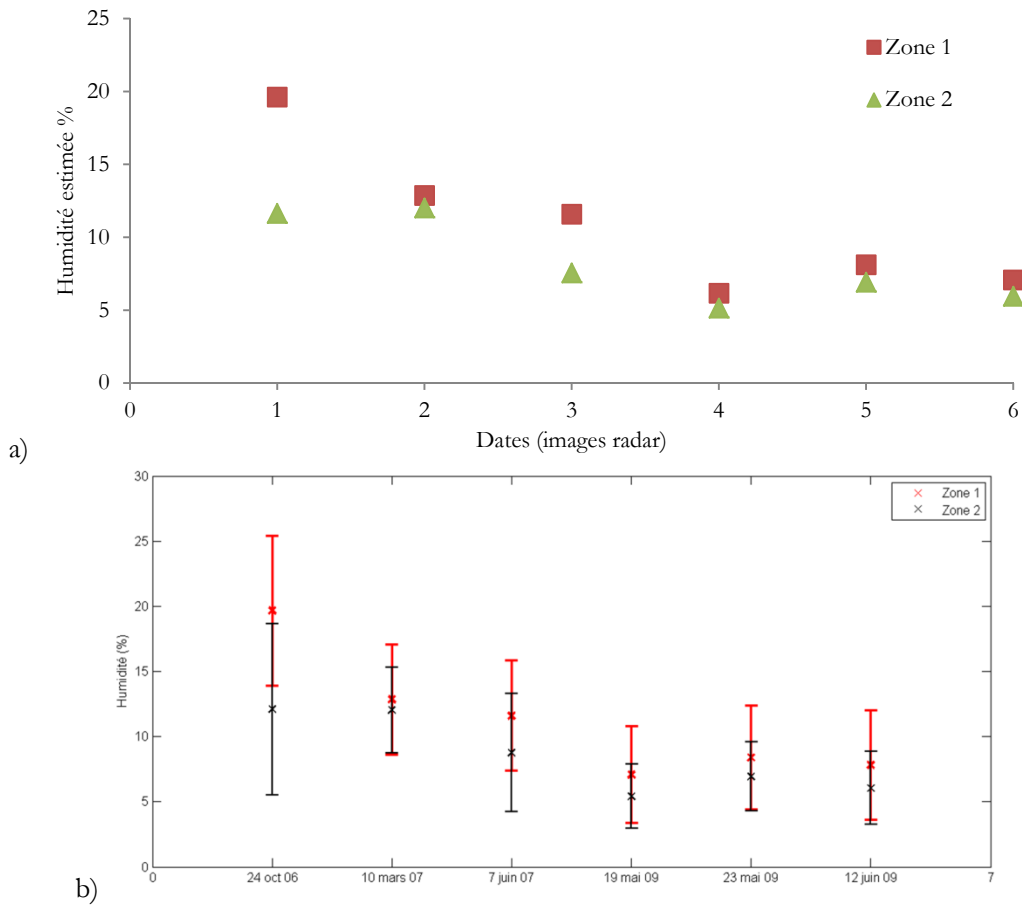


Figure 6.26 Moyenne d'humidité estimée sur les six images radar sous les deux zones de drainage (1 : mal drainée; 2 : bien drainée); a) sans écart-type b) avec écart-type

La figure 6.27 présente un exemple de distribution pour l'une des images radar, soit celle du 24 octobre 2006. Pour la zone 1, la majorité des valeurs se situent entre 15 et 25% et le pic de la distribution se situe autour de 20%. Pour la zone 2, la distribution des valeurs est décalée vers la gauche du graphique (valeurs plus faibles d'humidité estimées), et la majorité des valeurs se situent entre 5 et 15%.

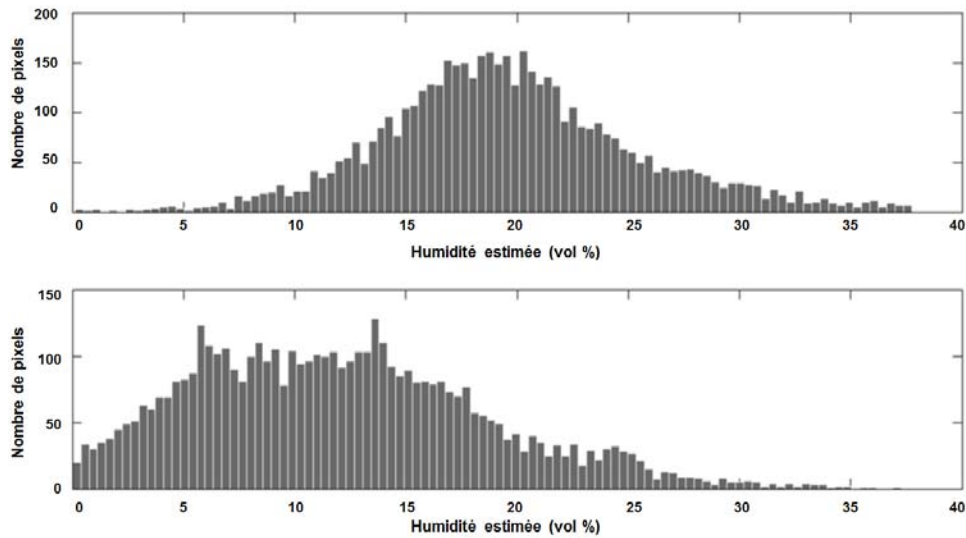


Figure 6.27 Distribution de l'ensemble des valeurs de pixels (moyenne d'humidité estimée) sous chacune des zones 1 (en haut) et 2 (en bas), pour l'image radar ENVISAT ASAR du 24 octobre 2006

Le tableau 6.7 présente les moyennes, écart-type et valeur-p pour chacune des zones, pour chaque image radar, résultant de la méthode du *bootstrap* non paramétrique et du test *t* de *Welch*. Ces résultats confirment que la différence entre la zone 1 et la zone 2 est significative, et que les valeurs moyennes de la zone 1 sont significativement plus élevées que les valeurs moyennes de la zone 2, avec des valeurs-p <0,01 (fiabilité à 99%).

Tableau 6.7 Pour les six images radar (sols nus): valeur-p des tests statistiques *bootstrap* non paramétrique et test *t* de *Welch*; humidité estimée moyenne et écart-type; taille de l'échantillon pour les zones 1 et 2

	Valeur-p		Moyenne		Écart-type		Taille de l'échantillon	
	Bootstrap	Welch	Zone 1	Zone 2	Zone 1	Zone 2	Zone 1	Zone 2
1 24 octobre 2006 (ENVISAT ASAR)	0	0	19,7	12,1	5,7	6,6	4997	4809
2 10 mars 2007 (ENVISAT ASAR)	0	9,22E-05	12,8	12,0	4,2	3,3	4998	245
3 juin 2007 (ENVISAT ASAR)	0	4,56E-208	11,6	8,8	4,2	4,5	4982	4534
4 19 mai 2009 (RADARSAT-2)	0	2,55E-112	7,1	5,4	3,7	2,5	4662	2681
5 23 mai 2009 (ENVISAT ASAR)	0	4,83E-86	8,4	6,9	4,0	2,6	4900	3534
6 12 juin 2009 (RADARSAT-2)	0	9,54E-103	7,8	6,0	4,2	2,8	4699	2765

6.4.2.2 Images LANDSAT

Pour les images LANDSAT, lorsque l'on compare l'humidité estimée pour les deux zones pédologiques homogènes pour chacune des 19 images (figure 6.28, avec et sans écart-type), les résultats ne sont pas aussi déterminants qu'avec les images radar car les moyennes

d'humidité estimées ne sont pas systématiquement plus élevées dans la zone 1. Par contre, les tests statistiques effectués sur les zones pédologiques homogènes présentent tout de même de meilleurs résultats que l'analyse multitemporelle (section 6.4), et que l'analyse spatiale des paramètres pédologiques (section 6.3.1).

Tout d'abord, l'on peut remarquer sur la figure 6.28 que les moyennes d'humidité estimées dans les zones 1 et 2 varient seulement entre 10 et 15% (à part pour une valeur de 19% dans la zone 2, image #12), alors que les valeurs moyennes pour les images radar varient entre 5 et 20%, ce qui correspond plus à la réalité.

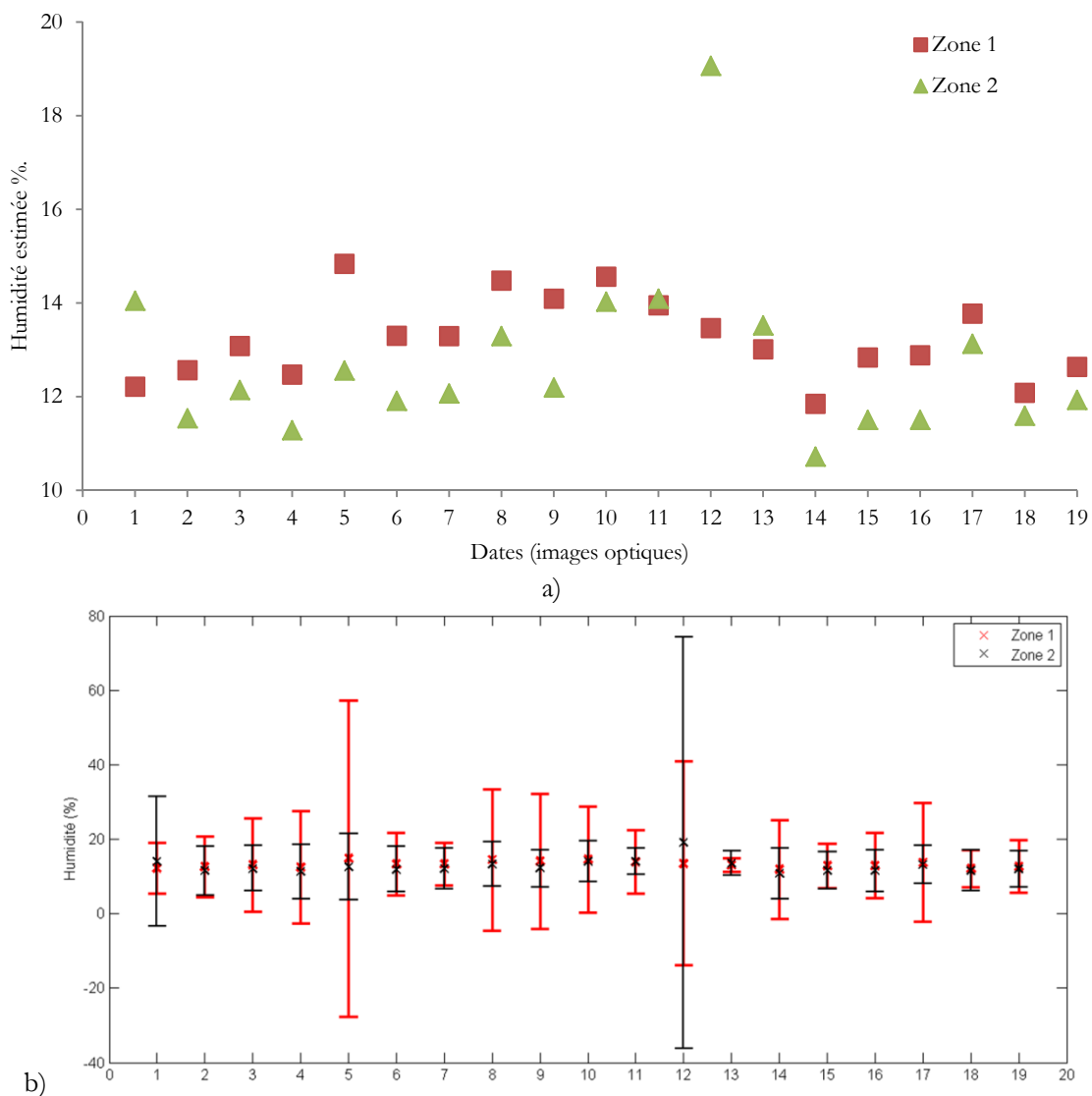


Figure 6.28 Moyenne d'humidité estimée sur les 19 images optiques sous les deux zones de drainage (1 : mal drainée; 2 : bien drainée); a) sans écart-type b) avec écart-type

La figure 6.29 présente un exemple de distribution pour l'une des images LANDSAT, soit celle du 12 juin 2009. Cette figure montre que pour les 2 zones, la majorité des pixels semble située entre 10 et 20%, et que le pic est sensiblement au même endroit pour les deux zones (autour de 12 à 14%).

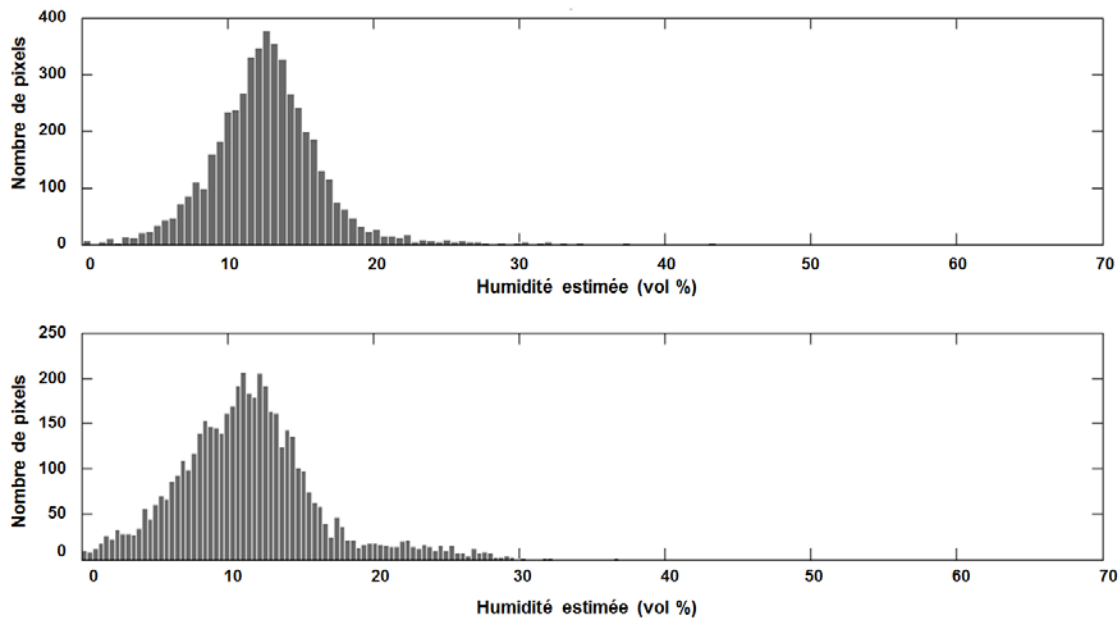


Figure 6.29 Distribution de l'ensemble des valeurs de pixels (moyenne d'humidité estimée) sous chacune des zones 1 (en haut) et 2 (en bas) pour l'image optique LANDSAT 5 du 12 juin 2009

Le tableau 6.8 présente les moyennes, écart-type et valeur-p pour chacune des zones, pour chaque image LANDSAT, résultant de la méthode du *bootstrap* non paramétrique et du test *t* de *Welch*. Sur les 19 images traitées, 13 images (images #2 à 9; 14 à 16; 18 et 19) ont une valeur-p < 0,01 (fiabilité à 99%), confirmant que la différence entre la zone 1 et la zone 2 est significative, et que les valeurs moyennes de la zone 1 sont significativement plus élevées que les valeurs moyennes de la zone 2. Les résultats montrent que les valeurs estimées se situent dans un très petit intervalle (entre 10 et 15%), mais que la différence entre les zones perméables et imperméables est notable et significative pour 13 des 19 images analysées. Toutefois, trois images (images #1, 12 et 13) ont obtenu des valeur-p de 1. Cela signifie que la différence entre la zone 1 et la zone 2 est parfaitement significative, mais inverse à l'hypothèse de départ étant que la zone 1 doit être plus humide que la zone 2. Ce résultat (13 images sur 19 avec valeur-p < 0,01) est intéressant et porte à croire que le modèle basé sur la pente du TVX a possiblement un potentiel pour l'estimation de l'humidité de la surface du sol, en fonction de la perméabilité du sol, même en période très sèche.

Tableau 6.8 Pour les 19 images optiques LANDSAT 5 (zone agricole) : valeur-p des tests statistiques du *Bootstrap* et *Welch*; humidité estimée moyenne et écart-type; taille de l'échantillon pour les zones 1 et 2

		Valeur-p		Moyenne		Écart-type		Taille de l'échantillon	
		Bootstrap	Welch	Zone 1	Zone 2	Zone 1	Zone 2	Zone 1	Zone 2
1	28 juin 2003 - 1	1	1	12,2	14,0	6,7	17,5	4887	4925
2	28 juin 2003 - 2	0	3,19E-12	12,6	11,5	8,2	6,6	4904	4881
3	7 juillet 2003	0	1,59E-06	13,1	12,1	12,5	6,1	4836	4542
4	14 juillet 2003	0	5,36E-07	12,5	11,3	15,2	7,3	4838	4718
5	23 juillet 2003	0,0001	0,00029508	14,8	12,6	42,5	8,9	4300	4149
6	30 juillet 2003 - 1	0	2,36E-21	13,3	11,9	8,3	6,1	4944	4945
7	30 juillet 2003 - 2	0	5,06E-28	13,3	12,1	5,6	5,5	4943	4938
8	24 août 2003	0	1,87E-05	14,5	13,3	19,0	6,0	4805	4739
9	31 août 2003	0	8,63E-13	14,1	12,2	18,2	5,0	4932	4964
10	25 septembre 2003	0,0108	0,00730854	14,6	14,0	14,3	5,4	4895	4944
11	11 octobre 2003	0,8608	0,85485579	14,0	14,1	8,5	3,6	4948	5000
12	10 août 2004	1	1	13,5	19,1	27,4	55,2	4809	4489
13	26 octobre 2006	1	1	13,0	13,5	1,8	3,3	5000	5000
14	23 juin 2007	0	8,84E-08	11,8	10,7	13,3	6,8	4814	4751
15	12 juin 2009	0	3,01E-33	12,8	11,5	6,0	5,0	4968	4941
16	28 juin 2009	0	4,21E-21	12,9	11,5	8,8	5,5	4966	4947
17	14 juillet 2009	0,0055	0,00347732	13,8	13,1	15,9	5,1	4921	4946
18	30 juillet 2009	0	1,59E-06	12,1	11,6	5,0	5,4	4910	4921
19	15 août 2009	0	4,09E-09	12,6	11,9	7,1	4,9	4963	4967

Malgré que l'analyse temporelle ne présente pas de résultats concluant pour les images LANDSAT 5, l'analyse spatiale statistique selon les zones homogènes (selon les qualités de drainage du sol dominant), témoigne d'une différence significative entre les deux types de zones. Malgré la faible variation d'humidité estimée d'une image à l'autre selon les différentes saisons, les variations spatiales (à l'intérieur d'une même image) selon les qualités de drainage des sols semblent significatives. La section suivante va permettre de poursuivre cette analyse à l'intérieur des zones homogènes, en cartographiant les zones d'inclusions majeures des sols dominants pour les deux types d'images satellitaires.

6.4.3 Identification des inclusions majeures pédologiques à l'intérieur des zones homogènes (sol dominant ayant un certain potentiel de drainage) à l'aide de la télédétection

Les cartes pédologiques ont permis d'identifier deux zones ayant des potentiels de drainage opposés, soit potentiellement très bien drainé (TBD), soit potentiellement très mal drainé (TMD); section 6.2.3. Les cartes d'humidité estimées à partir de deux relations empiriques ont permis de valider les qualités de drainage des sols en démontrant que les valeurs d'humidité estimées de ces deux zones sont statistiquement différentes, soit la zone TBD est moins humide que la zone TMD (section 6.4.2). Ainsi, dans cette section de chapitre, l'objectif est de localiser à l'intérieur de ces zones homogènes de types de sols dominant identifiés sur les cartes pédologiques, les endroits potentiels où se situent les inclusions pédologiques majeures identifiées dans le rapport des pédologues. En effet, lors de leur campagne de terrain les pédologues ont identifié à un certain nombre d'endroits un type de sol ayant des qualités de drainage différentes de celles du sol dominant qu'ils ont mentionné comme étant une inclusion majeure mais sans les cartographier. Or, l'hypothèse posée est que l'apport de la télédétection lors de la cartographie de l'humidité estimée du sol pourrait permettre d'identifier certaines zones hétérogènes à l'intérieur de ces zones homogènes, ayant des qualités de drainage différentes. Cette information pourrait ainsi orienter les futures campagnes de terrain d'échantillonnage des sols afin de connaître la texture réelle du sol, de même qu'en permettant une optimisation de l'irrigation en ciblant les endroits plus ou moins problématiques.

Afin de valider cela, deux images radar et deux images LANDSAT ont été utilisées, et pour chacun des types d'images, une d'été et une d'automne. Les images acquises durant une période humide (automne) sont plus intéressantes puisqu'elles présentent une plus grande gamme de valeurs d'humidité estimées. Ces images ont été choisies parmi celles où pour chacun des types de capteurs les deux zones de drainage sont significativement différentes (valeur-p). Les images acquises durant la période sèche vont présenter une moins grande gamme de valeurs, mais devrait tout de même permettre d'identifier les mêmes endroits d'inclusions pédologiques.

Les images radar sélectionnées sont celles du 24 octobre 2006 (ENVISAT ASAR) ayant une humidité moyenne de 18,9% et du 12 juin 2009 (RADARSAT-2) ayant une humidité moyenne de 7,1%. Les images LANDSAT 5 sélectionnées sont celles du 25 septembre 2003 avec une humidité moyenne de 12,5% (sols agricoles) et du 12 juin 2009 avec une humidité moyenne de 12,3% (sols agricoles).

Pour chacune des images, des seuils d'humidité estimée ont été établis selon l'histogramme de la répartition des valeurs et les moyennes pour chacune des deux zones homogènes. Par exemple, pour l'image ENVISAT ASAR du 24 octobre 2006, les moyennes des zones 1 et 2 sont respectivement 20% et 12% (voir tableau 6.7, section 6.4.2.1) et selon l'histogramme des valeurs pour chacune des zones (figure 6.14, section 6.3), les seuils suivants ont été déterminés afin d'identifier les inclusions pédologiques : pour la zone TMD (sol humide), les inclusions (sol sec) se situent à 10% et moins, alors que pour la zone TBD (sol sec), les inclusions (sol humide) se situent à plus de 18%. Ici, en observant l'histogramme, on sélectionne la portion considérée comme étant très humide et très sèche, pour cette période de l'année et selon l'information recueillie sur le terrain durant différentes saisons, la connaissance du milieu prend ici tout son sens. Les tableaux 6.9 et 6.10 présentent les seuils pour chacune des inclusions majeures pour chacune des images, de même que les moyennes d'humidité estimées pour chaque image, de même que pour les zones homogènes.

Tableau 6.9 Saison humide : images radar du 24 octobre 2006, et LANDSAT du 25 septembre 2003

	Zones pédologiques homogènes	Moyenne d'humidité estimée pour la zone homogène (%)	Inclusions pédologiques	Seuil d'humidité estimée pour l'inclusion (%)
ENVISAT ASAR 24 octobre 2006 (moy. pour image : 18,9%)	1 : TMD, humide (bleue)	19,7%	sèche (hachuré noir)	≤10%
	2 : TBD, sèche (rouge)	12,1%	humide (point bleu)	≥18%
LANDSAT 5 25 septembre 2003 (moy. pour image : 14,2% sols agricoles)	1 : TMD, humide (bleue)	14,6%	sèche (hachuré rouge)	≤10%
	2 : TBD, sèche (rouge)	14,0%	humide (point rouge)	≥15%

Tableau 6.10 Saison sèche : images radar et LANDSAT acquises le 12 juin 2009

	Zones pédologiques homogènes	Moyenne d'humidité estimée pour la zone homogène (%)	Inclusions pédologiques	Seuil d'humidité estimée pour l'inclusion (%)
RADARSAT-2 12 juin 2009 (moy. pour image : 7,1%)	1 : TMD, humide (bleue)	7,8%	sèche (hachuré noir)	≤5%
	2 : TBD, sèche (rouge)	6,0%	humide (point bleu)	≥10%
LANDSAT 5 12 juin 2009 (moy. pour image : 12,7 sols nus et 12,3 sols agricoles%)	1 : TMD, humide (bleue)	12,8%	sèche (hachuré rouge)	≤10%
	2 : TBD, sèche (rouge)	11,5%	humide (point rouge)	≥15%

La figure 6.30 présente la carte d'humidité estimée de l'ensemble de la plaine du Campidano à partir de l'image ENVISAT ASAR du 24 octobre 2006 (en haut à gauche) et de l'image LANDSAT 5 du 25 septembre 2003 (en bas à gauche), la carte présentant les deux zones homogènes (zone 1 et 2) TMD et TBD pour l'ensemble de la plaine (à droite), et les deux zones rapprochées (carré orange et mauve) présentées aux figures 6.31 et 6.32. Ces deux figures permettent de constater que les inclusions majeures pour chacune des zones TBD et TMD se trouvent sensiblement aux mêmes endroits pour les deux types d'images. Sur ces figures 6.31 et 6.32, des exemples de zones d'inclusions majeures, communes aux deux cartes d'humidité produites à partir des deux capteurs), sont identifiées par des carrés jaunes (TMD) et des carrés verts (TBD).

L'information concernant les inclusions pédologiques contenue dans la légende de la carte pédologique confirme l'hypothèse que l'imagerie satellitaire permet d'observer les variations spatiales d'humidité de surface en saison sèche comme en saison humide, d'une année à l'autre, et ce avec des capteurs radar ou LANDSAT. Les classifications d'humidité estimée avec les deux capteurs permettent d'identifier les mêmes zones d'inclusions pédologiques constantes dans le temps. Les figures 6.33 et 6.34 présentent des exemples de zones communes d'inclusions pour trois différentes combinaisons : saison humide (capteurs LANDSAT et radar), saison sèche (capteurs LANDSAT et radar) et saison humide et sèche avec capteurs radar (ENVISAT ASAR et RADARSAT-2). Les trois combinaisons permettent d'identifier des zones d'inclusions majeures communes, ce qui est cohérent puisque les caractéristiques pédologiques d'un sol ne changent pas d'une saison à l'autre ou d'une image à l'autre. De plus la combinaison d'images sèches radar et optiques (celle du centre) présente beaucoup plus d'inclusions sèches à l'intérieur de la zone homogène TMD

(humide), ce qui est cohérent avec les observations terrain, puisque durant la saison sèche, il y a plus d'endroits souffrant de la sécheresse que durant la saison humide.

En somme, la comparaison entre les cartes dérivées des deux types de capteurs et pour les deux saisons a permis d'identifier les endroits soupçonnés d'être des inclusions pédologiques avec plus de certitude, car ils se situent au même endroit, peu importe les conditions climatiques et le type de capteur.

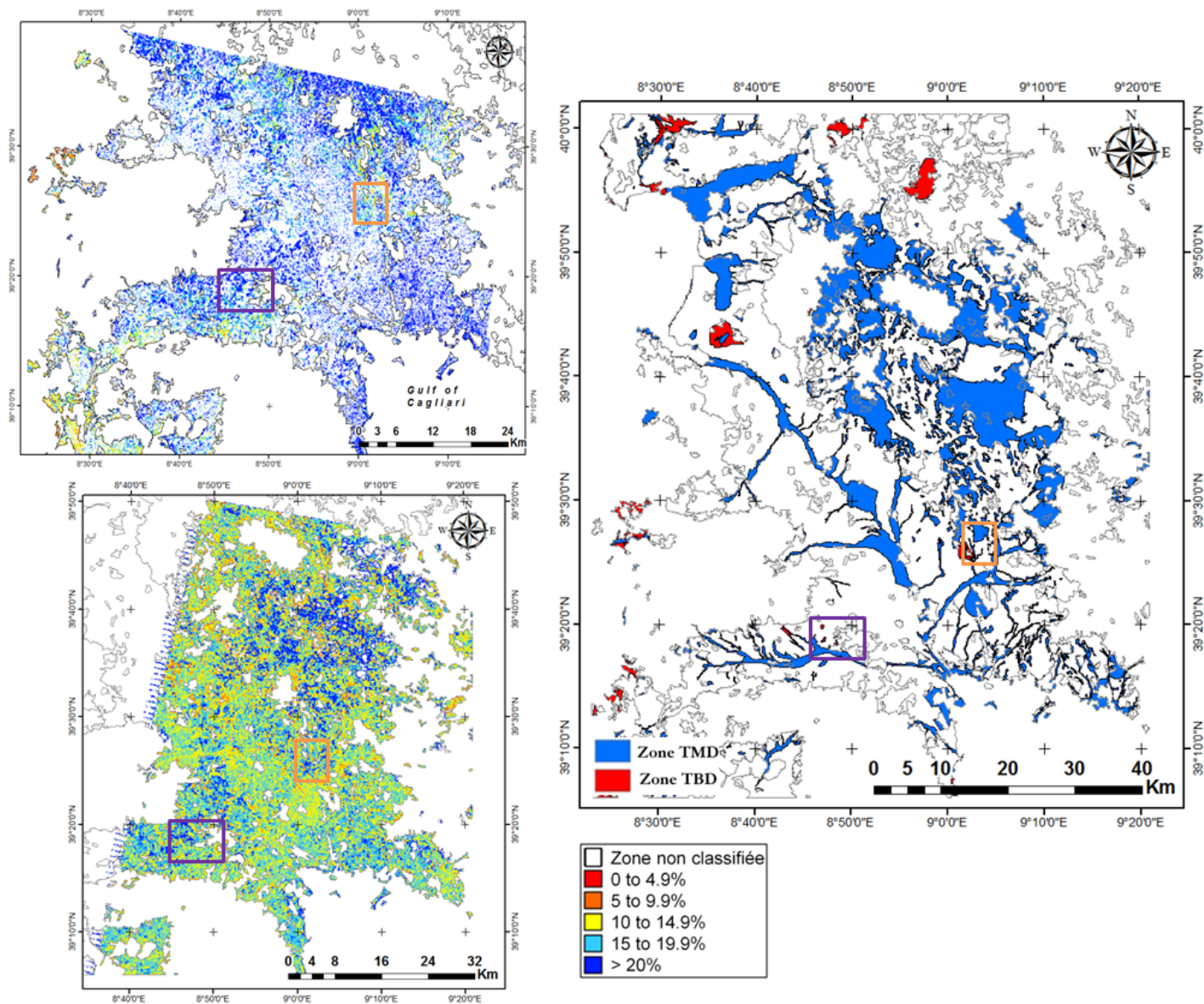






Figure 6.30 Les classifications d'humidité estimées avec ENVISAT ASAR (haut à gauche) et LANDSAT 5 (bas à gauche), et les deux zones homogènes ayant des qualités de drainage opposées (droite), pour la plaine du Campidano, Sardaigne; carré orange : zone rapprochée (centre de la plaine) présentée dans la figure 6.31; carré mauve: zone rapprochée (ouest de la plaine) présentée dans la figure 6.32

24 octobre 2006
(image ENVISAT ASAR)

-  inclusion sol bien drainé (dans zone TMD), $\leq 10\%$
-  inclusion sol mal drainé (dans zone TBD), $\geq 18\%$

25 septembre 2003
(image LANDSAT TM5)

-  inclusion sol bien drainé (dans zone TMD), $\leq 10\%$
-  inclusion sol mal drainé (dans zone TBD), $\geq 15\%$

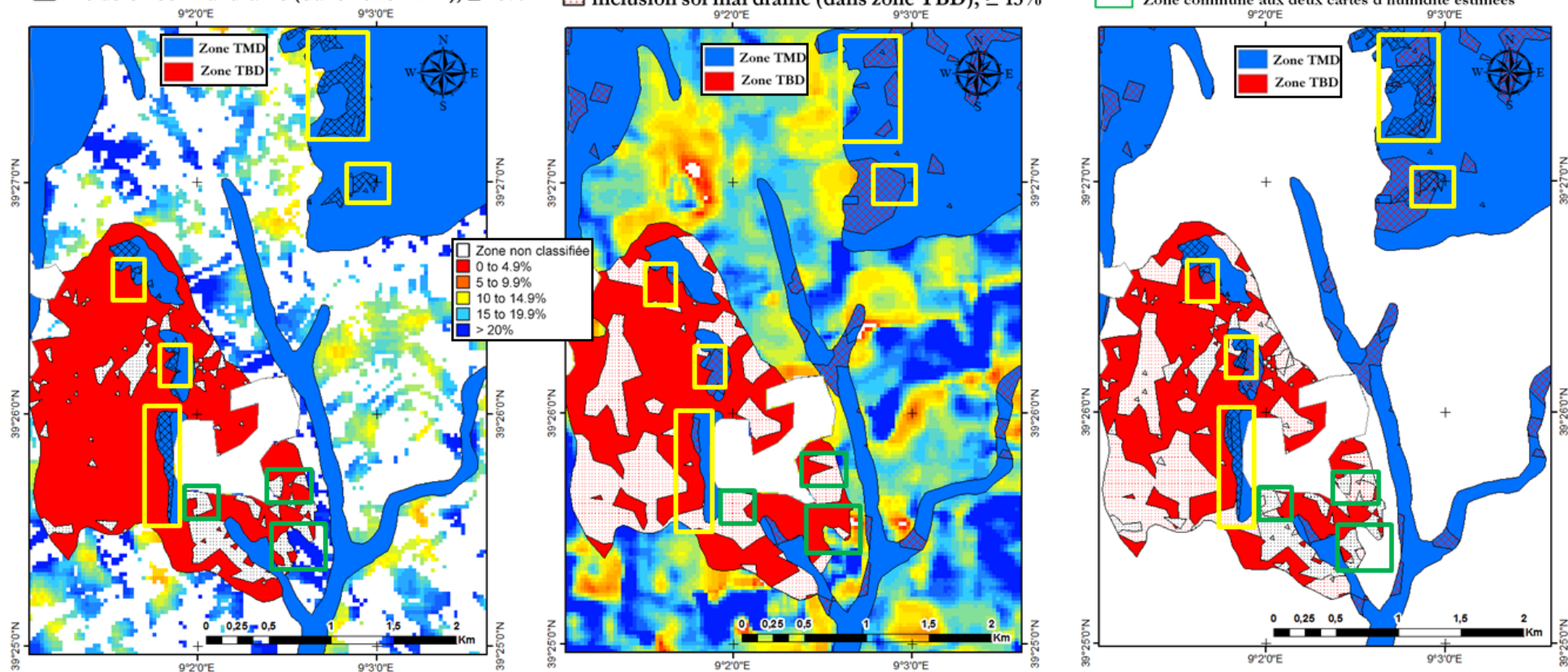
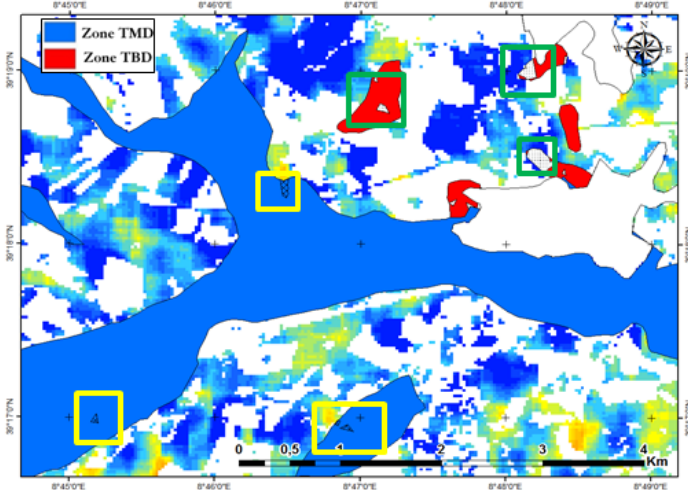


Figure 6.31 Zone rapprochée située au centre de la plaine du Campidano présentant les classifications d'humidité estimée à partir des images ENVISAT ASAR (gauche) et LANDSAT 5 (centre), et les deux zones homogènes ayant des qualités de drainage opposées (TMD et TBD), ainsi que les inclusions pédologiques dans chaque zone pour chaque image; à droite, les zones communes d'inclusions pédologiques aux deux images

24 octobre 2006

(image ENVISAT ASAR)

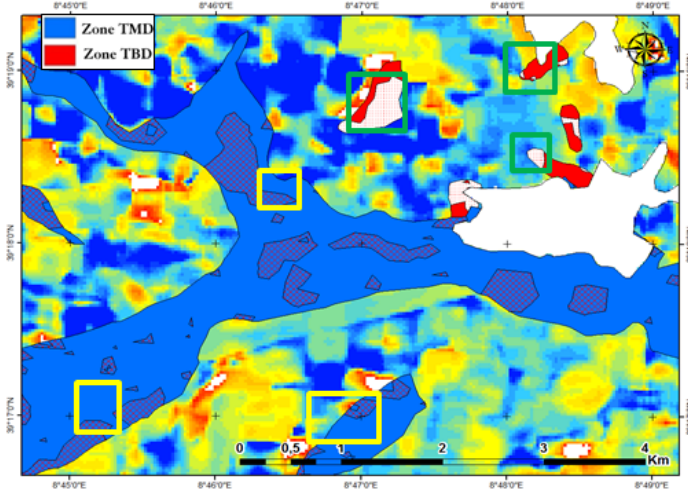
- ☒ inclusion sol bien drainé (dans zone TMD), $\leq 10\%$
- ☒ inclusion sol mal drainé (dans zone TBD), $\geq 18\%$



25 septembre 2003

(image LANDSAT TMS)

- ☒ inclusion sol bien drainé (dans zone TMD), $\leq 10\%$
- ☒ inclusion sol mal drainé (dans zone TBD), $\geq 15\%$



- ☐ Exemples d'inclusions de sol bien drainé (dans zone TMD)
Zone commune aux deux cartes d'humidité estimées
- ☐ Exemples d'inclusions de sol mal drainé (dans zone TBD)
Zone commune aux deux cartes d'humidité estimées

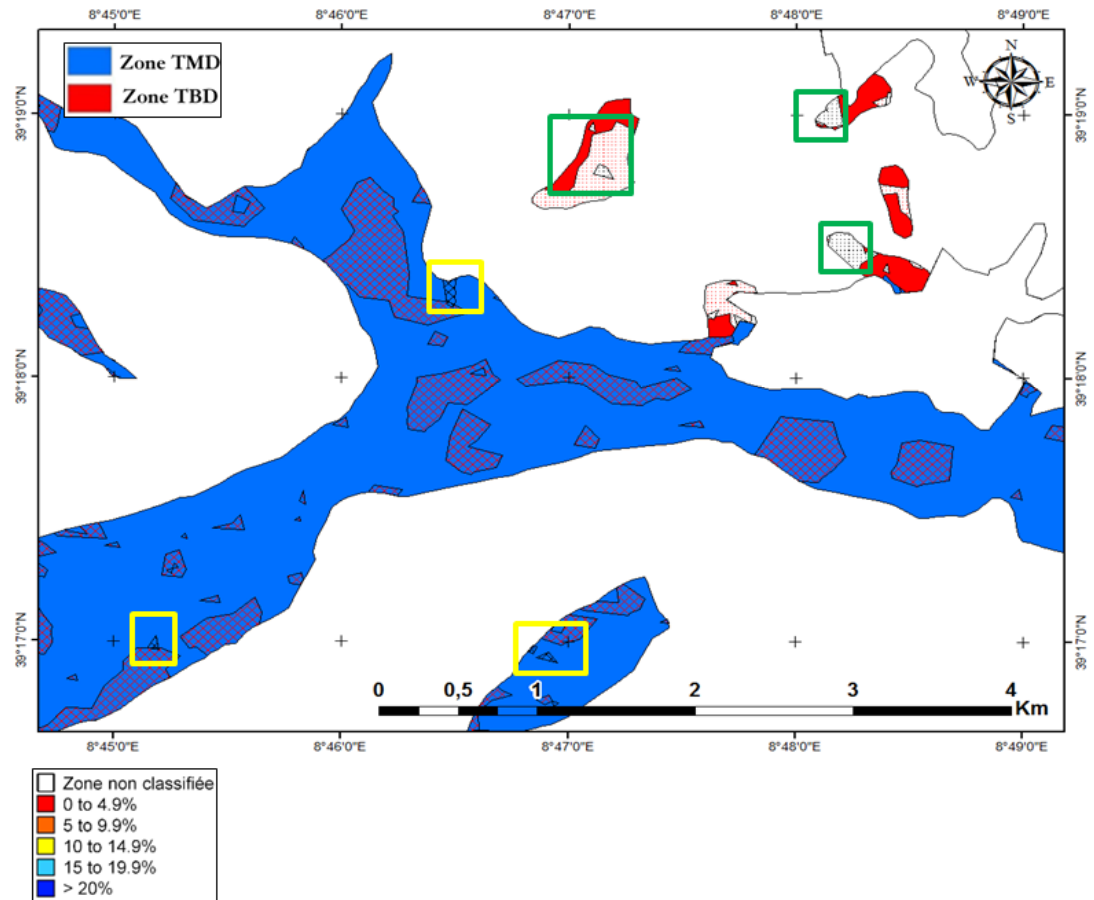


Figure 6.32 Zone rapprochée située à l'ouest de la plaine du Campidano présentant les classifications d'humidité estimée à partir des images ENVISAT ASAR (haut, gauche) et LANDSAT 5 (bas, gauche), et les deux zones homogènes ayant des qualités de drainage opposées (TMD et TBD), ainsi que les inclusions pédologiques dans chaque zone pour chaque image; à droite, les zones communes d'inclusions pédologiques aux deux images

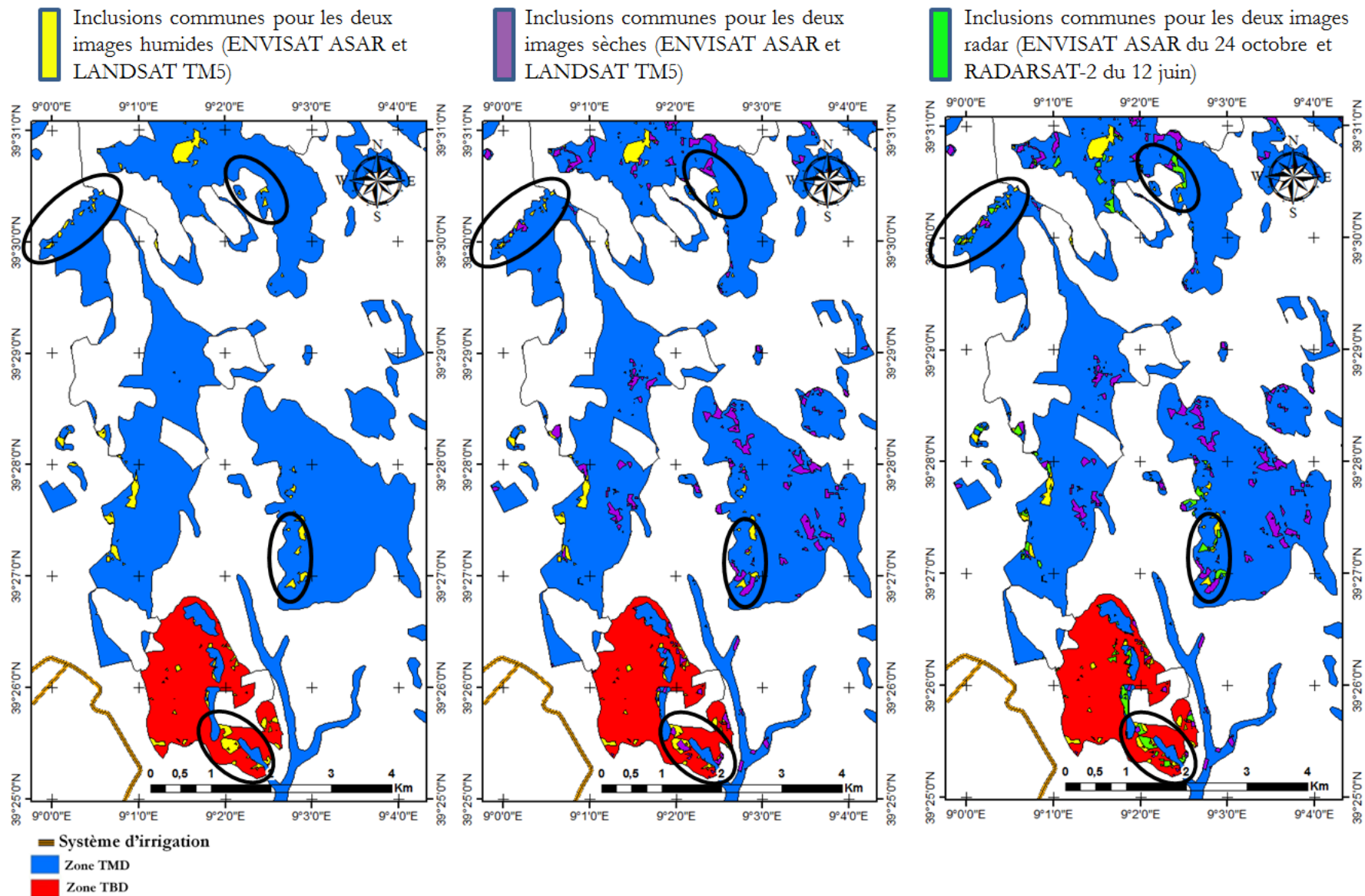
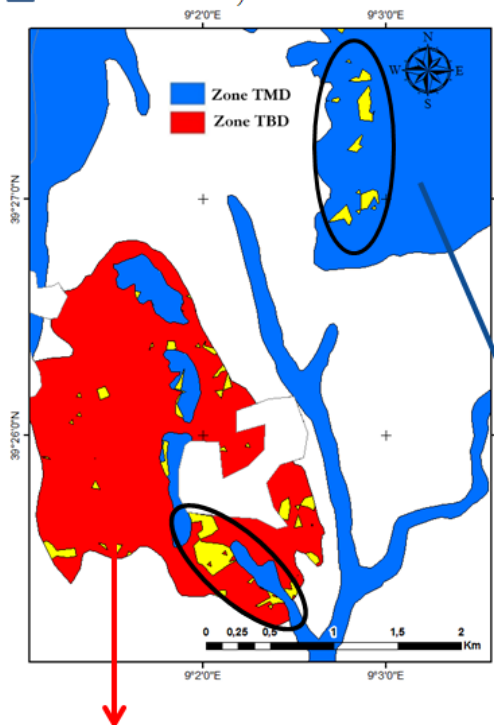


Figure 6.33 Zone d'inclusions pédologiques dans chaque zone homogène TBD et TMD pour trois combinaisons d'images : à gauche les images LANDSAT 5 et radar (ENVISAT ASAR) en saison humide (octobre), au centre les images LANDSAT 5 et radar (RADARSAT-2) en saison sèche (juin), et à droite les deux images radar (ENVISAT ASAR et RADARSAT-2) de saison sèche (juin) et humide (octobre); les zones encadrées présentent des exemples de zones d'inclusions similaires pour les trois combinaisons de cartes d'humidité estimées à partir des images humides, sèches, radar et LANDSAT 5

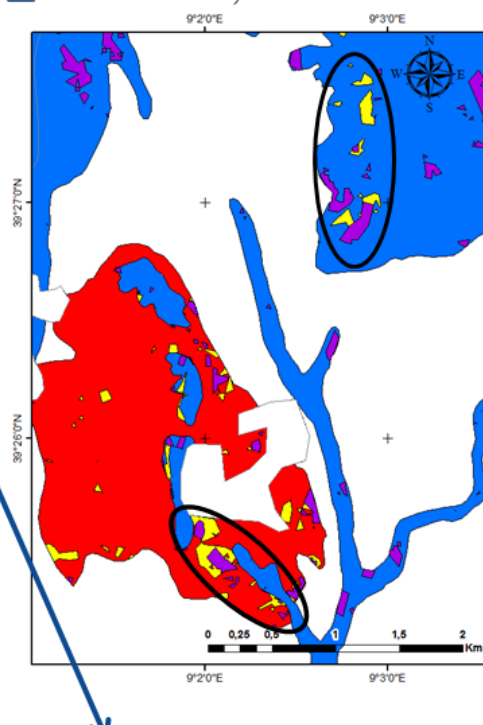
Inclusions communes pour les deux images humides (ENVISAT ASAR et LANDSAT TM5)



SOL DOMINANT: code 16
 Matériel parental: effusive acide
 Sous-ordre: ochrepts
Perméabilité: 5 (très perméable) (TBD)

INCLUSIONS:
 affleurement rocheux
 haploxerolls
chromoxerets (ordre vertisol, argileux), (TMD)

Inclusions communes pour les deux images sèches (ENVISAT ASAR et LANDSAT TM5)



SOL DOMINANT: code 22
 Matériel parental: Marne (TMD)
 Sous-ordre: orthents
 Perméabilité: 4 (perméable)

INCLUSIONS:
xerochrepts (TBD)

Inclusions communes pour les deux images radar (ENVISAT ASAR du 24 octobre et RADARSAT-2 du 12 juin)

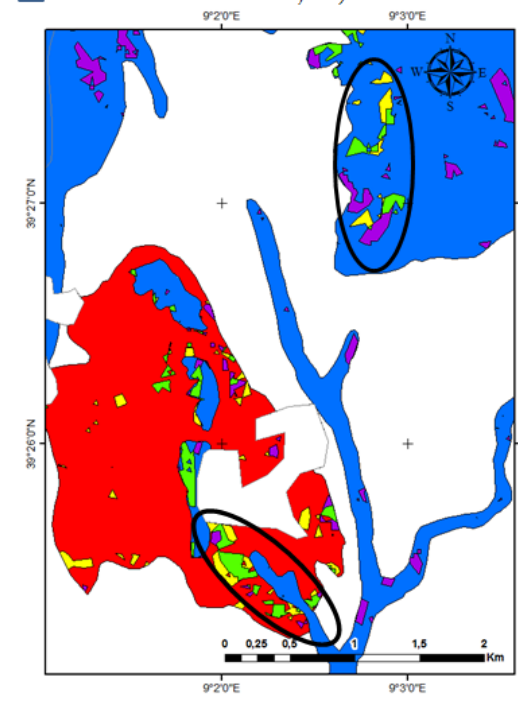


Figure 6.34 La description des zones homogènes selon la légende de carte pédologique (code 16 pour TBD et code 22 pour TMD) où sont situées les zones d'inclusions pédologiques pour trois combinaisons d'images : à gauche les images LANDSAT 5 et radar (ENVISAT ASAR) en saison humide (octobre), au centre les images LANDSAT 5 et radar (RADARSAT-2) en saison sèche (juin), et à droite les deux images radar (ENVISAT ASAR et RADARSAT-2) de saison sèche (juin) et humide (octobre); les zones encadrées présentent des exemples de zones d'inclusions similaires

6.5 Conclusion

Ce chapitre sur la cartographie régionale de l'humidité de surface du sol d'une région semi-aride, même en période sèche, permet de valider l'utilité des images satellitaires dans le processus de gestion de l'eau.

L'analyse multitemporelle a permis de conclure que les valeurs d'humidité estimées à partir du signal de rétrodiffusion des images radar descendantes de polarisation VV suivent les conditions plus ou moins humides de la plaine, en saison sèche ou en saison humide. Par contre, les pentes de TVX réalisées à partir des images LANDSAT 5 sont moins sensibles aux variations temporelles des conditions de surface du sol, possiblement en raison de la faible gamme de valeurs de NDVI extraites de notre base de données, puisque la majorité des images ont été acquises en saison sèche.

L'analyse régionale a aussi permis de conclure que le signal radar permet d'estimer des valeurs d'humidité du sol, et que les variations d'humidité correspondent aux zones pédologiques homogènes (très bien ou très mal drainées). Cette analyse a aussi permis de conclure que les images LANDSAT 5 semblent aussi avoir un potentiel intéressant pour détecter les variations spatiales d'humidité, mais que la relation serait à améliorer. Une série d'images LANDSAT acquises durant des saisons différentes avec des conditions météorologiques variées permettrait d'obtenir une plus grande gamme de valeurs de NDVI, et un plus grand nombre de mesures *in situ* correspondant aux acquisitions d'images permettrait d'obtenir une relation empirique plus réaliste, plus précise.

L'intégration de la carte pédologique et des cartes d'humidité estimée ont permis d'identifier certains endroits de la zone 1 (TMD), généralement plus humide, comme très secs selon la cartographie des inclusions majeures et ce qui indiquerait des besoins d'irrigation plus importants à ces endroits précis. Même chose pour la zone 2 (TBD), généralement plus sèche, certains endroits sont identifiés comme étant plus humides, donc ayant un moins grand besoin d'irrigation. L'irrigation de certaines parcelles au moment de l'acquisition de l'image satellite pourrait être la raison pourquoi une inclusion majeure, à l'intérieur d'une zone TBD, donc potentiellement très sèche, a des valeurs d'humidité élevées. Par contre, on peut constater à la figure 6.35 que le réseau d'irrigation (traits jaunes) ne se trouve pas dans toutes les zones d'inclusions majeures identifiées (TMD en bleu et TBD en rouge).

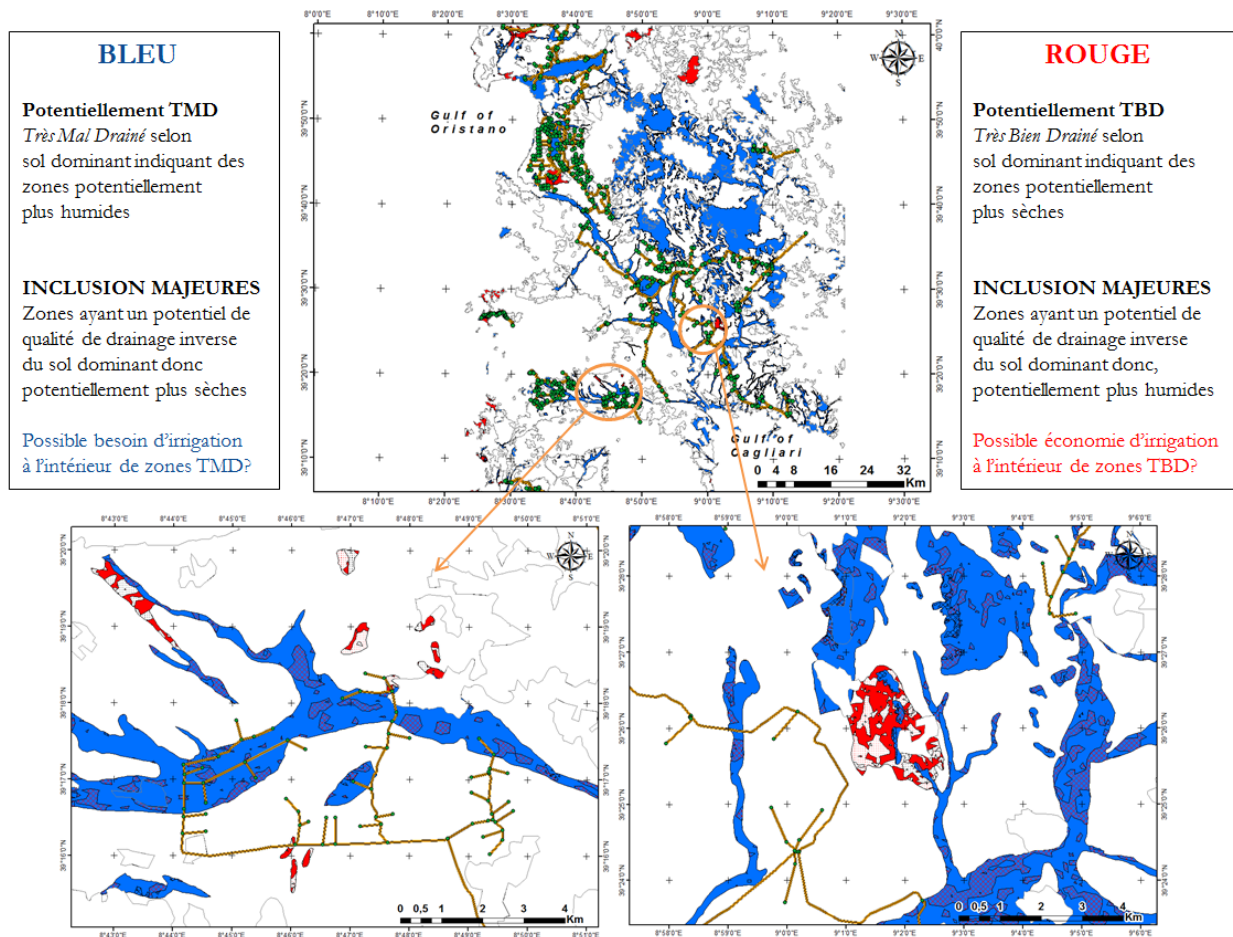


Figure 6.35 Système d'irrigation de la plaine du Campidano en Sardaigne disponible près des zones TBD (en rouge) et TMD (en bleu) avec inclusions majeures (en bas, à gauche et à droite, zones hachurées à l'intérieur des zones TBD et TMD) présentées dans les figures 6.30 à 6.34

Cette information supplémentaire sur les qualités de drainage des sols de certaines zones particulières pourrait aider à optimiser la gestion de l'irrigation et la planification des cultures pour une administration optimale des ressources en eau et de la production agricole. Maintenant, ces inclusions pourraient être validées par une campagne de terrain stratégique permettant d'analyser le type de sol et l'humidité à certains endroits et moment précis.

7. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

7.1 Conclusion générale

L'imagerie satellitaire s'avère un outil de choix pour bien orienter une prise de décision régionale quant à la gestion de l'eau d'irrigation. L'irrigation est déjà très sollicitée, particulièrement durant les périodes de sécheresse, et le sera d'autant plus avec les changements climatiques qui affecteront considérablement le climat méditerranéen. Les images satellitaires fournissent de l'information en continu temporelle et spatiale sur les propriétés de la surface du sol, et ce pour une grande étendue terrestre. La définition d'une méthodologie appropriée selon les besoins initiaux des utilisateurs et le transfert de celle-ci aux gestionnaires locaux est le défi à relever. C'est donc avec une vision de géographe à la fois soucieux de la productivité agricole et de la protection des ressources en eau que cette thèse a été réalisée, ayant pour objectif de répondre à un besoin précis de gestion de l'eau d'irrigation à l'échelle régionale, cela avec une approche multi-échelles, multi-temporelles, et multi-sources.

L'hypothèse posée dans le cadre de cette thèse de doctorat était que les images satellitaires puissent identifier les zones potentiellement très mal ou très bien drainées pour l'ensemble d'une plaine agricole en milieu semi-aride, et ce même durant les période de sécheresse. Ainsi, l'objectif principal était de développer un outil qui pourrait améliorer les prises de décisions pour l'irrigation des zones agricoles de la plaine du Campidano en Sardaigne, en utilisant une combinaison d'images satellitaires radar et LANDSAT 5, les données pédologiques disponibles et les données *in situ* (relevés sur le terrain). Afin d'atteindre l'objectif principal, les objectifs spécifiques étaient le développement de modèles empiriques à l'échelle locale avec les images radar et LANDSAT 5 conjointement avec les données *in situ* disponibles; la comparaison des résultats obtenus à l'échelle locale; l'application de ces modèles à l'échelle régionale afin d'obtenir des cartes d'humidité estimées; et finalement l'identification des zones potentiellement très bien ou très mal drainées de la plaine agricole.

À partir de 72 images radar, 29 images correspondantes aux critères de départ (figure 4.5) ont été sélectionnées pour évaluer les meilleures corrélations entre le signal de rétrodiffusion et les données *in situ* d'humidité du sol. C'est donc en fonction d'une base de données de 88 points que la relation empirique a été développée à partir de la meilleure relation linéaire (R^2

de 0,85) entre les données terrain (humidité de plus de 5%) et le signal de rétrodiffusion (images ENVISAT ASAR pixel de 12,5 m et RADARSAT-2 pixel de 6,25 m, en orbite descendante et en polarisation VV). Le potentiel des images RADARSAT-2 pour l'estimation de l'humidité du sol avait déjà été testé par Dissanska (2010). Cette étude avait donné de faibles corrélations entre les paramètres polarimétriques et l'humidité mesurée. Cette faible corrélation s'explique par le fait que la majorité des images avaient été acquises en période très sèche (entre 3 et 5% d'humidité mesurée). Pour ce même motif, les images RADARSAT-2 n'ont pas été utilisées pour le développement de la relation empirique, mais elles ont plutôt été utilisées comme base de données indépendante pour la validation du modèle. La relation a donc été développée sur les images ENVISAT ASAR seulement et a été vérifiée par une validation croisée ayant un R^2 de 0,85 et une pente significative de 0,9 (biais de 0,3 et RMSE de 2,73). La validation sur l'ensemble de données indépendantes provenant de RADARSAT-2 a permis de confirmer la robustesse du modèle empirique linéaire en présentant un R^2 de 0,52 et une pente de 0,7 (biais de 0,6 et RMSE de 3,0). C'est donc la relation empirique développée à partir des images ENVISAT ASAR en mode descendant et en polarisation VV qui a permis d'estimer les valeurs d'humidité à l'échelle de la plaine agricole sur les images radar disponibles pour l'analyse à l'échelle régionale.

Pour l'analyse à partir d'images optiques, 23 images LANDSAT 5 (résolution de 30 m pour les bandes 1 à 5 et 7, et résolution de 120 m pour la bande thermique 6) couvrant la région et la période d'étude étaient disponibles à partir du site de l'USGS. Par contre, seulement trois d'entre elles (sans nuages) ont été acquises simultanément à des données terrain puisqu'au départ l'utilisation de ces images n'était pas prévue (la présence sur le terrain n'a pas été planifiée en fonction du passage de ce satellite). Tout de même, six points étaient disponibles pour le développement d'une relation empirique entre l'indice de végétation/température (TVX) et l'humidité de surface mesurée. Le TVX est la pente entre les pixels d'une fenêtre mobile d'une certaine dimension sur deux autres bandes calculant deux autres paramètres, soit l'indice de végétation normalisé (NDVI) et la température de surface (LST). La LST a été estimée sur 12 images LANDSAT 5 à partir de la bande thermique et a été validée avec les mesures de LST observées à quatre stations météorologiques. Cette validation a permis de constater un R^2 de 0,64 et une pente significative de 0,6. Par contre, le biais de -5,4 (et le RMSE de 6,4) et la représentation des résidus (figure 5.5) permettent de constater une sous-

estimation des valeurs de température de surface estimée sur les images LANDSAT 5. Cela pourrait être dû au décalage entre la prise d'images (entre 9h40 et 10h) et les données disponibles de LST observées (valeurs minimale et maximale, et non valeurs à chaque heure de la journée). Cinq grandeurs de fenêtre mobile (5 x 5 à 13 x 13 pixels) pour calculer la pente du TVX ont été testées pour déterminer la grandeur idéale, c'est-à-dire la quantité de pixels étant la plus représentative de l'autocorrélation des pixels à l'intérieur d'une même image, et c'est la fenêtre mobile de 9 x 9 qui a été retenue, permettant d'obtenir le meilleur coefficient de détermination, soit de 0,81. La validation croisée avec le même échantillon a présenté un R^2 de 0,54 et une pente de 0,8 (biais de 1,3 et RMSE de 5,0).

L'analyse régionale consistait à obtenir des cartes régionales d'humidité de surface estimée (résolution de 30 mètres) avec les deux types de capteurs (base de données des images pour l'analyse régionale présentée à la section 6.2.2) à partir des relations empiriques développées dans les chapitres 4 et 5. Les résultats présentent la sensibilité des cartes de valeurs estimées d'humidité de surface avec les qualités de drainage des sols dominants définies à partir de l'information fournie par la carte pédologique de la Sardaigne, de même que les inclusions majeures à l'intérieur de ces zones homogènes.

L'analyse multitemporelle a permis de constater que les valeurs d'humidité estimées à partir des images radar à l'échelle régionale sur les champs agricoles nus (parcelles de sols nus isolées à l'aide du NDVI des images optiques correspondantes, section 6.2.1) sont sensibles aux variations météorologiques saisonnières. En saison sèche (ex. : figure 6.12) la distribution des valeurs d'humidité estimées pour la plaine est principalement de moins de 10%, et en saison humide (ex. : figure 6.14), la distribution des valeurs d'humidité estimées pour la plaine peut passer de 15 à 20% (voir tableau 6.4 pour l'ensemble des résultats). Ces données sont réalistes, et correspondent aux données mesurées sur le terrain durant ces saisons. Par contre, les valeurs d'humidité estimées sur les images LANDSAT à l'échelle régionale pour les parcelles agricoles (avec ou sans végétation) ne semblent pas influencées par les variations saisonnières. En saison sèche comme en saison humide, la distribution des valeurs d'humidité estimées est similaire et varie très peu: soit entre 10 et 20% pour toutes les images (figure 6.23). Ces résultats non significatifs sont possiblement dus à la faible variation des valeurs de NDVI (valeurs de moins de 0,4) pour les images acquises en saison sèche et au petit nombre de données d'humidité du sol *in situ* pour développer la relation empirique. Il

faut ici rappeler que le choix de l'utilisation des images LANDSAT 5 a été décidé après les campagnes de terrain, car le potentiel de l'utilisation de la pente TVX pour l'estimation des valeurs d'humidité du sol semblait prometteur comme approche alternative aux cartes produites avec des images radar afin de mieux comprendre les variations spatiales de l'humidité.

L'analyse spatiale (section 6.4) a ensuite été réalisée en se basant sur les zones pédologiques homogènes ayant un potentiel de drainage différent (section 6.2.3). Cette analyse a permis de constater que les valeurs d'humidité estimées sur les six images radar ENVISAT ASAR et RADARSAT-2 situées dans la zone identifiée comme étant très mal drainée (TMD), donc potentiellement plus humide, sont plus élevées que les valeurs d'humidité estimées situées dans la zone identifiée comme étant très bien drainée (TBD), donc potentiellement moins humide, avec une valeur-p de 0 avec les tests statistiques *bootstrap* et *Welch* pour les six images traitées (section 6.4.2.1). Cette même analyse spatiale a été faite avec les 19 images LANDSAT 5 (section 6.4.2.2). Les résultats sont moins concluants qu'avec les images radar mais tout de même intéressants. En effet, selon les mêmes tests statistiques, 13 des 19 images LANDSAT 5 ont une valeur-p de 0, signifiant que les valeurs d'humidité estimées situées dans la zone TMD sont plus élevées que les valeurs d'humidité estimées situées dans la zone TBD. Ainsi, le tableau 7.1 récapitule les informations principales de l'analyse régionale temporelle et spatiale.

Tableau 7.1 Résultats généraux présentant les valeurs d'humidité estimées à l'échelle régionale lors de l'analyse temporelle et régionale, avec des images radar et optiques

	Analyse temporelle		Analyse régionale		RÉSULTATS
	Saison sèche	Saison humide	Zone TBD (Très Bien Drainée)	TMD (Très Mal Drainée)	
Image radar	Moins de 10%	Entre 15 et 20%	Moins humide que dans la zone TMD pour les 6 images	Plus humide que dans la zone TBD pour les 6 images	Bons résultats avec l'analyse spatiale et temporelle
Image LANDSAT	Entre 10 et 20%	Entre 10 et 20%	Moins humide que dans la zone TMD pour 13 des 19 images	Plus humide que dans la zone TBD pour 13 des 19 images	Mauvais résultats avec l'analyse temporelle, mais résultats tout de même intéressants avec l'analyse spatiale

Cette première analyse régionale basée sur les qualités de drainage des sols dominants des zones TBD et TMD a ensuite été poursuivie afin de cartographier les inclusions majeures ayant des caractéristiques opposées à l'intérieur de ces zones homogènes (section 6.4.3). En

effet, à l'intérieur de chacune des deux zones homogènes, des zones communes d'inclusions majeures ont été identifiées à partir des deux types d'images radar (ENVISAT ASAR et RADARSAT-2) et LANDSAT 5 durant les saisons sèches et humides (figures 6.30 à 6.35). Ces zones semblent avoir des qualités de drainage opposées à la zone homogène à laquelle elles appartiennent. Par exemple, pour la zone TMD de l'image ENVISAT ASAR du mois d'octobre 2006, la moyenne d'humidité estimée est de 20%, les inclusions majeures pour cette zone spécifique de cette image présenteraient des valeurs d'humidité estimées de moins de 10% témoignant ainsi d'un sol ayant un potentiel de drainage très fort. Alors que pour cette même image, à l'intérieur de la zone TMD ayant une humidité estimée moyenne de 12%, les inclusions majeures seraient les zones ayant des valeurs d'humidité estimées de plus de 18% et qui présenteraient donc un plus faible potentiel de drainage que la majeure partie de la zone. Ces données sont présentées dans les tableaux 6.9 et 6.10, pour les combinaisons d'images radar et LANDSAT, respectivement humides et sèches.

L'hypothèse posée, étant qu'il existe un lien entre l'information obtenue à partir des images satellitaires sur les propriétés hydriques du sol et les zones identifiées sur la carte pédologique comme étant potentiellement très bien ou très mal drainées, a été confirmée dans le cadre de ce doctorat. De plus, l'objectif principal de la thèse étant de répondre au besoin d'améliorer la gestion de la ressource en eau de la plaine agricole du Campidano en développant un outil efficace a été réalisé. La cartographie de l'humidité de surface des sols et des qualités de drainage des zones homogènes des sols dominants, de même que des inclusions majeures, pourrait améliorer la prise de décision quant à l'irrigation ou non de certains endroits stratégiques non seulement en fonction de l'humidité de surface, mais aussi en fonction du potentiel de rétention d'eau d'un sol agricole. Ainsi, en connaissant bien le territoire, et son hétérogénéité à l'intérieur d'une zone agricole, il peut y avoir des parcelles plus ou moins mal drainées, ce qui justifierait l'irrigation ou non de certains endroits et ainsi permettrait d'économiser encore plus d'eau tout en maintenant les rendements. De plus, cette méthode permettrait d'optimiser le choix d'endroits et de moments stratégiques pour effectuer d'éventuelles campagnes de terrain efficaces, dans le but d'améliorer les relations empiriques développées à l'échelle locale. Le schéma illustrant l'apport des cartes régionales d'humidité comme outil pour la gestion de l'eau en milieu semi-aride est présenté à la figure 7.1.

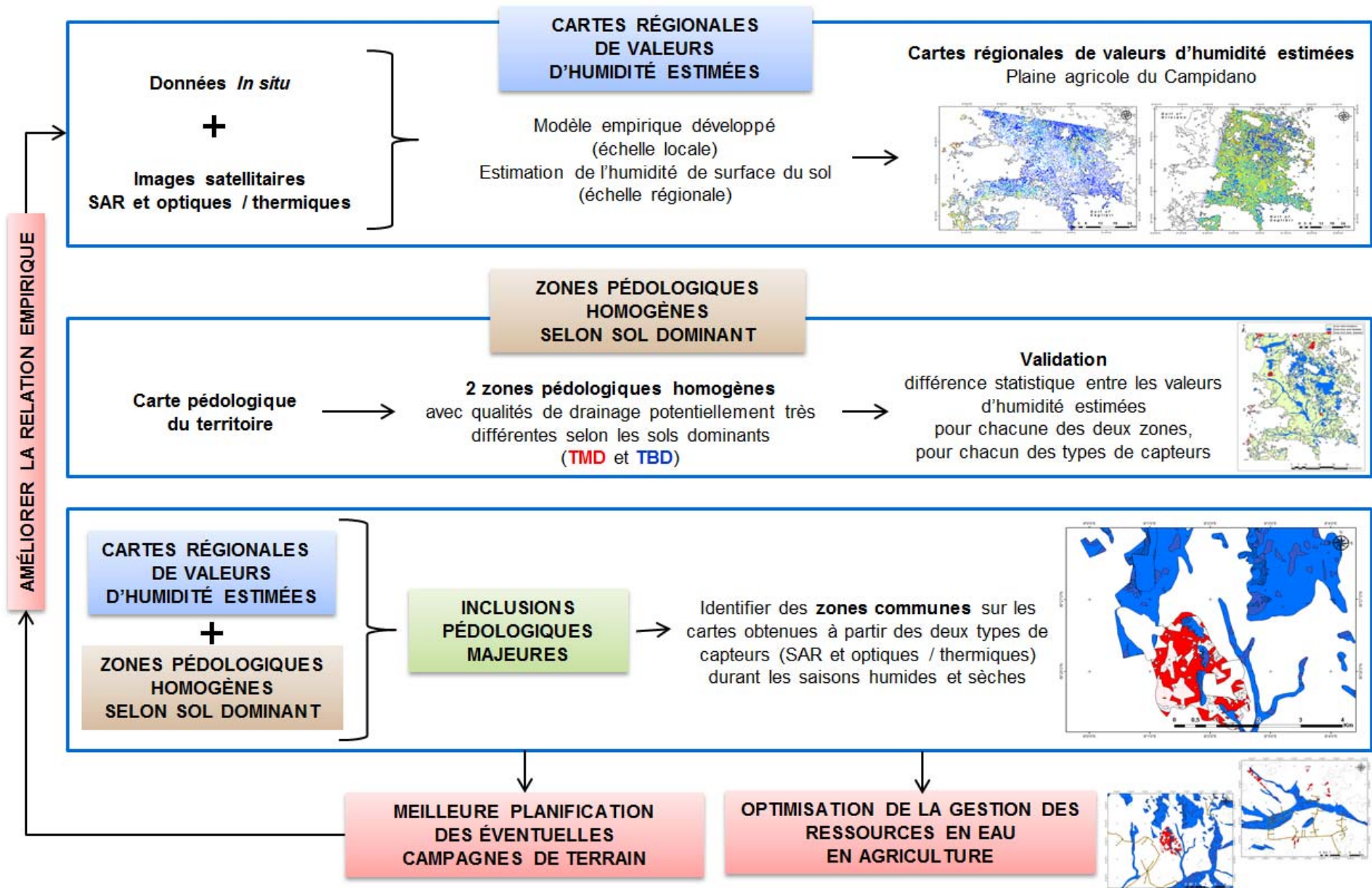


Figure 7.1 Schéma illustrant l'apport des cartes régionales d'humidité pour la cartographie des qualités de drainage des sols afin d'optimiser la gestion de la ressource en eau en milieu semi-aride

7.2 Perspectives de recherche

Suite à ce projet de doctorat, la prochaine étape pourrait être la planification plus stratégique d'une éventuelle campagne de terrain afin de valider à l'échelle régionale la cartographie des inclusions majeures présentée dans la section 6.4.3 de la thèse, et du coup valider le potentiel de drainage de certaines zones en fonction des cartes d'humidité estimées produites à partir des relations empiriques obtenues à l'échelle locale. Des analyses pédologiques (profils de sol) sur le terrain pourront confirmer les qualités potentielles de drainage identifiées sur les cartes obtenues.

Une campagne de terrain mieux planifiée permettrait de valider les résultats, mais aussi et surtout d'améliorer la relation empirique à l'échelle locale avec les deux capteurs. Pour ce faire, il serait nécessaire d'obtenir simultanément des images radar et LANDSAT conjointement avec des données d'humidité sur des champs nus et des champs avec végétation. Les endroits d'échantillonnage devraient être répartis à plusieurs endroits dans la plaine ayant des qualités de drainage opposées. De plus, il serait préférable d'effectuer ces campagnes de terrain à la fin de la saison humide, lorsque les sols potentiellement TMD sont encore humides, mais que les sols potentiellement TBD auraient déjà commencé à s'assécher. Ainsi, par une telle planification de prise de données permettant d'obtenir une plus grande gamme de valeurs d'humidité du sol, de NDVI et de LST, les relations empiriques seraient fort probablement améliorées.

Pour la suite de ce projet, les satellites opérationnels et les missions futures, à la fois radar en bande C (Sentinel 1 et 3, RADARSAT-2, RADARSAT CONSTELLATION), optiques (Sentinel 2 et 3; LANDSAT 8) et thermiques (Sentinel 3 et LANDSAT 8) seront disponibles avec des résolutions intéressantes (de 5 à 1000 m pour Sentinel 1-2-3; de 9 m pour RADARSAT-2; de 30 m et 100 m pour LANDSAT 8), et avec des temps de revisite entre 2 jours à l'équateur pour Sentinel 3 à deux semaines pour LANDSAT 8. L'intégration des capteurs radar, optiques et thermiques semble être une avenue prometteuse pour la cartographie régionale de l'humidité de surface. Le futur satellite Sentinel-3, ayant à son bord ces trois types de capteurs, permettra certainement une planification plus simple des éventuelles campagnes de terrain.

Le défi d'obtenir des cartes de valeurs d'humidité estimée à partir des données satellitaires, et de les valider, est encore réel. Le grand potentiel des données provenant des GPS pour l'estimation de l'humidité de surface a été démontré par de récentes recherches (Chew *et al.*, 2014; Larson *et al.*, 2008). En effet, cette nouvelle méthode pourrait permettre une validation ponctuelle, fréquente et précise des valeurs d'humidité estimées à l'aide de la télédétection, et cela à l'échelle de la plaine. Ce qui n'empêche pas certains contrôles de vérification au sol, mais en nombre beaucoup plus restreint, et cela de façon plus économique.

Ainsi, nous arrivons à la conclusion qu'avec une observation croisée utilisant à la fois les techniques appropriées de télédétection, la validation constante par relevés de contrôle sur le terrain, la cartographie des sols et des dépôts meubles et les données météorologiques, nous disposerions d'un système moderne de gestion intégrée des terres agricoles en milieu semi-aride. Cette approche trouvera son utilité concrète en assistant les décideurs et les producteurs dans les diagnostics précis en temps réel sur la sécheresse et l'application plus raffinée de la ressource EAU par une irrigation encore plus rationnelle et parcimonieuse. Un gain considérable à la fois pour l'économie, la productivité et la protection de l'environnement dans la gestion d'un territoire donné en zone climatique critique.

8. BIBLIOGRAPHIE

- AGRIS (2014) *Agenzia della regione Sardegna per la ricerca scientifica*. <http://www.sardegnaagricoltura.it/innovazionericerca/agris/> (Consulté le 07/2015).
- Akbar R & Moghaddam M (2015) A combined active-passive soil moisture estimation algorithm with adaptive regularization in support of smap. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 53(6):3312-3324.
- Álvarez-Mozos J, Casali J, González-Audicana M & Verhoest NE (2006) Assessment of the operational applicability of RADARSAT-1 data for surface soil moisture estimation. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* 44(4):913-924.
- Alvarez-Mozos J, Verhoest NE, Larranaga A, Casali J & Gonzalez-Audicana M (2009) Influence of surface roughness spatial variability and temporal dynamics on the retrieval of soil moisture from SAR observations. *Sensors* 9(1):463-489.
- Ångström A (1925) The albedo of various surfaces of ground. *Geografiska Annaler* 7:323-342.
- Arellano NE (2015) *Researchers get free satellite images from amazon web services*. <http://www.itworldcanada.com/article/researchers-get-free-satellite-images-from-amazon-web-services/297176> (Consulté le 03/2015).
- Aru A, Baldaccini P, Delogu G, Dessena MA, Madrau S, Melis RT, Vacca A & Vacca S (1990) *Carta dei suoli della Sardegna, in scala 1:250.000*. Dipartimento Scienze della Terra, Università di Cagliari, Assessorato Regionale alla Programmazione Bilancio ed Assetto del Territorio.
- ASC (2013a) *RADARSAT constellation*. Agence Spatiale Canadienne, Gouvernement du Canada, <http://www.asc-csa.gc.ca/eng/satellites/radarsat/default.asp> (Consulté le 07/2015).
- ASC (2013b) *Satellites d'observation de la terre*. Agence Spatiale Canadienne, Gouvernement du Canada, <http://www.asc-csa.gc.ca/fra/> (Consulté le 07/2015).
- Atzberger C (2013) Advances in remote sensing of agriculture: Context description, existing operational monitoring systems and major information needs. *Remote Sensing* 5(2):949-981.
- Azza G, Zribi M, Baghdadi N, Mougenot B, Boulet G & Lili-Chabaane Z (2015) Surface soil moisture retrieval over a Mediterranean semi-arid region using x-band TerraSAR-X SAR data. *Egn general assembly conference abstracts*, Vol 17. p 5660.
- Baghdadi N, Abou Chaaya J & Zribi M (2011) Semiempirical calibration of the integral equation model for SAR data in c-band and cross polarization using radar images and field measurements. *Ieee Geoscience and Remote Sensing Letters* 8(1):14-18.
- Baghdadi N, Cerdan O, Zribi M, Auzet V, Darboux F, El Hajj M & Kheir RB (2008a) Operational performance of current synthetic aperture radar sensors in mapping soil surface characteristics in agricultural environments: Application to hydrological and erosion modelling. *Hydrological Processes* 22(1):9-20.

- Baghdadi N, Cresson R, El Hajj M, Ludwig R & La Jeunesse I (2012) Estimation of soil parameters over bare agriculture areas from C-band polarimetric SAR data using neural networks. *Hydrology and Earth System Sciences* 16(6):1607-1621.
- Baghdadi N, El Hajj M, Dubois-Fernandez P, Zribi M, Belaud G & Cheviron B (2015) Signal level comparison between TerraSAR-X and COSMO-SkyMed SAR sensors. *Ieee Geoscience and Remote Sensing Letters* 12(3):448-452.
- Baghdadi N, Gherboudj I, Zribi M, Sahebi M, King C & Bonn F (2004) Semi-empirical calibration of the IEM backscattering model using radar images and moisture and roughness field measurements. *International Journal of Remote Sensing* 25(18):3593-3623.
- Baghdadi N, Holah N & Zribi M (2006a) Calibration of the integral equation model for SAR data in c-band and HH and VV polarizations. *International Journal of Remote Sensing* 27(4):805-816.
- Baghdadi N, Holah N & Zribi M (2006b) Soil moisture estimation using multi-incidence and multi-polarization ASAR data. *International Journal of Remote Sensing* 27(9-10):1907-1920.
- Baghdadi N, King C, Bourguignon A & Remond A (2002) Potential of ERS and RADARSAT data for surface roughness monitoring over bare agricultural fields: Application to catchments in northern france. *International Journal of Remote Sensing* 23(17):3427-3442.
- Baghdadi N & Zribi M (2006) Evaluation of radar backscatter models IEM, OH and Dubois using experimental observations. *International Journal of Remote Sensing* 27(18):3831-3852.
- Baghdadi N, Zribi M, Loumagne C, Ansart P & Anguela T (2008b) Analysis of TerraSAR-X data and their sensitivity to soil surface parameters over bare agricultural fields. *Remote Sensing of Environment* 112(12):4370-4379.
- Bajocco S & Ricotta C (2007) Evidence of selective burning in Sardinia (Italy): Which land-cover classes do wildfires prefer? *Landscape Ecology* 23(2):241-248.
- Baldwin M, Kellogg CE & Thorp J (1938) *Soil classification. Soils and men: Yearbook of agriculture* Bobbs-Merrill, U.S. Government, Washington, D.C., p. 979-1001
- Balenzano A, Mattia F, Satalino G & Davidson MWJ (2011) Dense temporal series of c- and l-band SAR data for soil moisture retrieval over agricultural crops. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 4(2):439-450.
- Bandara R, Walker JP & Ruediger C (2014) Towards soil property retrieval from space: Proof of concept using in situ observations. *Journal of Hydrology* 512:27-38.
- Banton O, Bangoy M, Chevalier S, Houénou P, Lafrance P & Rivard C (1997) *Hydrogéologie : Multiscience environnementale des eaux souterraines*. Presses de l'Université du Québec 460 p.
- Bao YS, Zhang YJ, Wang JZ & Min JZ (2014) Surface soil moisture estimation over dense crop using envisat ASAR and landsat TM imagery: An approach. *International Journal of Remote Sensing* 35(16):6190-6212.

- Baronti S, Del Frate F, Ferrazzoli P, Paloscia S, Pampaloni P & Schiavon G (1995) SAR polarimetric features of agricultural areas. *International Journal of Remote Sensing* 16(14):2639-2656.
- Barrett BW, Dwyer E & Whelan P (2009) Soil moisture retrieval from active spaceborne microwave observations: An evaluation of current techniques. *Remote Sensing* 1(3):210-242.
- Barsi JA, Hook SJ, Schott JR, Raqueno NG & Markham BL (2007) LANDSAT-5 thematic mapper thermal band calibration update. *Ieee Geoscience and Remote Sensing Letters* 4(4):552-555.
- Bassu S, Asseng S, Motzo R & Giunta F (2009) Optimising sowing date of durum wheat in a variable Mediterranean environment. *Field Crops Research* 111(1-2):109-118.
- Batlivala PP & Ulaby FT (1976) *Remotely sensing soil moisture with radar*. Remote Sensing Laboratory; Lyndon B. Johnson Space Center., University of Kansas. 47 p.
- Biftu GF & Gan TY (1999) Retrieving near-surface soil moisture from radarsat SAR data. *Water Resources Research* 35(5):1569-1579.
- Bindlish R & Barros AP (2000) Multifrequency soil moisture inversion from SAR measurements with the use of IEM. *Remote Sensing of Environment* 71(1):67-88.
- Boisvert JB, Gwyn QHJ, Chanzy A, Major DJ, Brisco B & Brown RJ (1997) Effect of surface soil moisture gradients on modelling radar backscattering from bare fields. *International Journal of Remote Sensing* 18(1):153-170.
- Bonn F & Rochon G (1996) *Précis de télédétection: Principes et méthodes*. Presses de l'Université du Québec. 485 p.
- Brogioni M, Pettinato S, Macelloni G, Paloscia S, Pampaloni P, Pierdicca N & Ticconi F (2010) Sensitivity of bistatic scattering to soil moisture and surface roughness of bare soils. *International Journal of Remote Sensing* 31(15):4227-4255.
- Bruckler L, Witono H & Stengel P (1988) Near surface soil moisture estimation from microwave measurements. *Remote Sensing of Environment* 26(2):101-121.
- Brutsaert W (2005) *Hydrology, an introduction*. Cambridge University Press, New York. 605 p.
- Campo L, Castelli F, Caparrini F & Entekhabi D (2011) Production of a 5-years long dataset of soil moisture maps on italian territory with an operational algorithm. *European Water* 35:45-56.
- Camporese M, Paniconi C, Putti M & Orlandini S (2010) Surface-subsurface flow modeling with path-based runoff routing, boundary condition-based coupling, and assimilation of multisource observation data. *Water Resources Research* 46(2).
- Camporese M, Paniconi C, Putti M & Salandin P (2009) Ensemble kalman filter data assimilation for a process-based catchment scale model of surface and subsurface flow. *Water Resources Research* 45(10):doi: 10.1029/2008wr007031.
- Carlson TN (2007) An overview of the "triangle method" for estimating surface evapotranspiration and soil moisture from satellite imagery. *Sensors* 7(8):1612-1629.

- Carlson TN, Gillies RR & Perry EM (1994) A method to make use of thermal infrared temperature and NDVI measurements to infer surface soil water content and fractional vegetation cover. *Remote Sensing Reviews* 9(1-2):161-173.
- Carlson TN & Ripley DA (1997) On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. *Remote Sensing of Environment* 62(3):241-252.
- Cassiani G, Ursino N, Deiana R, Vignoli G, Boaga J, Rossi M, Perri MT, Blaschek M, Duttmann R, Meyer S, Ludwig R, Soddu A, Dietrich P & Werban U (2012) Noninvasive monitoring of soil static characteristics and dynamic states: A case study highlighting vegetation effects on agricultural land. *Vadose Zone Journal* 11(3):0.
- CCRS (2014) *Notions fondamentales de télédétection*. Centre canadien de cartographie et d'observation de la Terre, Ressources naturelles Canada. 266 p.
- Chander G, Markham BL & Barsi JA (2007) Revised landsat-5 thematic mapper radiometric calibration. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE* 4(3):490-494.
- Chander G, Markham BL & Helder DL (2009) Summary of current radiometric calibration coefficients for landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment* 113(5):893-903.
- Chauhan NS, Miller S & Ardanuy P (2003) Spaceborne soil moisture estimation at high resolution: A microwave-optical/ir synergistic approach. *International Journal of Remote Sensing* 24(22):4599-4622.
- Chen KS, Yen SK & Huang WP (1995) A simple-model for retrieving bare soil-moisture from radar-scattering coefficients. *Remote Sensing of Environment* 54(2):121-126.
- Chen M, Willgoose GR & Saco PM (2014) Spatial prediction of temporal soil moisture dynamics using HYDRUS-1D. *Hydrological Processes* 28(2):171-185.
- Chessa PA & Delitala A (2014) *Il clima della Sardegna*. <http://www.sar.sardegna.it/> (Consulté le 05/2015).
- Chew CC, Small EE, Larson KM & Zavorotny VU (2014) Effects of near-surface soil moisture on GPS SNR data: Development of a retrieval algorithm for soil moisture. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 52(1):537-543.
- Chow VT, Maidment DR & Mays LW (1988) *Applied hydrology*. McGraw-Hill inc., United States of America. 572 p.
- CLIMB (2014) *Climate induced changes on the hydrology of Mediterranean basins*. <http://www.climb-fp7.eu/home/home.php> (Consulté le 06/2015).
- Covello F, Battazza F, Coletta A, Lopinto E, Fiorentino C, Pietranera L, Valentini G & Zoffoli S (2010) COSMO-SkyMed an existing opportunity for observing the earth. *Journal of Geodynamics* 49(3):171-180.
- Cox T (1993) *Cultural diversity in organizations : Theory, research, and practice* Berrett-Koehler, San Francisco, California, 1st ed. 314 p.
- d-maps (2015) *Cartes gratuites*. <http://d-maps.com/> (Consulté le 11/2015).
- Daccache A & Lamaddalena N (2010) Climate change impacts on pressurised irrigation systems. *Proceedings of the ICE - Engineering Sustainability* 163(2):97 –105.

- Dawson MS, Fung AK & Manry MT (1997) A robust statistical-based estimator for soil moisture retrieval from radar measurements. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 35(1):57-67.
- DCV (2015) *Agir sur les changements climatiques*. Dialogues pour un Canada vert, <http://www.sustainablecanadialogues.ca/fr/vert> (Consulté le 07/2015).
- de Jeu RAM, Wagner W, Holmes TRH, Dolman AJ, van de Giesen NC & Friesen J (2008) Global soil moisture patterns observed by space borne microwave radiometers and scatterometers. *Surveys in Geophysics* 29(4-5):399-420.
- Deering DW (1978) *Rangeland reflectance characteristics measured by aircraft and spacecraft sensors*. Ph.D. dissertation. Texas A&M University, College Station, TX. 338 p.
- Dissanska M (2010) *Étude du potentiel des données polarimétriques RADARSAT-2 pour le suivi de l'humidité du sol en milieu agricole (campagne 2008 sur la plaine Campidano, Sardaigne, Italie)*. Université du Québec, Institut National de la Recherche Scientifique, Centre Eau-Terre-Environnement (INRS-ETE), Québec, Canada. 74 p.
- Dobson MC, Ulaby FT, Hallikainen MT & Elrayes MA (1985) Microwave dielectric behavior of wet soil .2. Dielectric mixing models. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 23(1):35-46.
- Dong L (2011) *Operational retrieval of surface soil moisture using synthetic aperture radar imagery in semi-arid environment*. PhD Thesis. Ludwig-Maximilians-Universität München, Munich, Germany. 171 p.
- Dong L, Baghdadi N & Ludwig R (2013) Validation of the AIEM through correlation length parameterization at field scale using radar imagery in a semi-arid environment. *Ieee Geoscience and Remote Sensing Letters* 10(3):461-465.
- Doubková M, Van Dijk AIJM, Sabel D, Wagner W & Blöschl G (2012) Evaluation of the predicted error of the soil moisture retrieval from C-band SAR by comparison against modelled soil moisture estimates over australia. *Remote Sensing of Environment* 120:188-196.
- Dubois PC, Vanzyl J & Engman T (1995) Measuring soil-moisture with imaging radars. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 33(4):915-926.
- EC (2015) *Copernicus - the european earth observation programme*. European Commission, <http://ec.europa.eu/enterprise/policies/space/copernicus/> (Consulté le 06/2015).
- EEA (1995) *CORINE land cover*. European Environment Agency, Commission of the European Communities, <http://www.eea.europa.eu/publications/COR0-landcover> (Consulté le 08/2014).
- Efron B & Tibshirani R (1993) *An introduction to the Bootstrap*. Chapman and Hall/CRC, New York, NY. 456 p.
- Elbially S, Mahmoud A, Pradhan B & Buchroithner M (2014) Application of spaceborne synthetic aperture radar data for extraction of soil moisture and its use in hydrological modelling at gottleuba catchment, saxony, germany. *Journal of Flood Risk Management* 7(2):159-175.

- Engman ET (1991) Applications of microwave remote sensing of soil moisture for water resources and agriculture. *Remote Sensing of Environment* 35(2–3):213-226.
- Engman ET & Chauhan N (1995) Status of microwave soil-moisture measurements with remote-sensing. *Remote Sensing of Environment* 51(1):189-198.
- ESA (2014a) *Copernicus, observing the earth*. European Space Agency, http://www.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus (Consulté le 06/2015).
- ESA (2014b) *Sentinel-1 déploie ses ailes*. European Space Agency, http://www.esa.int/fre/ESA_in_your_country/France/Sentinel-1_deploie_ses_ailes (Consulté le 06/2015).
- ESA (2014c) *Sentinel family*. European Space Agency, http://www.esa.int/spaceminimages/Images/2014/04/Sentinel_family (Consulté le 06/2015).
- ESA (2015) *Sentinel-1 SAR user guide introduction*. European Space Agency, <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-1-sar> (Consulté le 06/2015).
- Fagerland MW & Sandvik L (2009) The wilcoxon–mann–whitney test under scrutiny. *Statistics in medicine* 28(10):1487-1497.
- FAO (2013) *Climatesmart agriculture, sourcebook*. Food and Agriculture Organization of the United Nations <http://www.fao.org/nr/nr-home/en/> (Consulté le 05/2015)
- Filion R, Bernier M, Paniconi C, Chokmani K, Melis M, Soddu A, Talazac M & Lafortune F-X (2015) Remote sensing for mapping soil moisture and drainage potential in semi-arid regions: Applications to the Campidano plain of Sardinia, Italy. *Science of The Total Environment*.
- Filion R, Bernier M, Paniconi C, Chokmani K & Talazac M (2014) Empirical modelling to estimate surface soil moisture at field scale in sardinia, italy: Comparison between optical and SAR data. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. (Québec, Canada, july, 2014).
- Filion R, Dissanska M, Mascaro G, Gherboudj I, Dong L, Bernier M, Ludwig R, Soddu A, Hoang KH & Deidda R (2010) Retrieval of soil moisture content from SAR data to support water resources management and agricultural practice. *ESA Living Planet Symposium*. (Bergen, Norway, june, 2010).
- Fillol EJ & Royer A (2003) Variability analysis of the transitory climate regime as defined by the NDVI/Ts relationship derived from noaa-avhrr over Canada. *Proc. of IGARSS Geoscience and Remote Sensing Symposium (july 21-25)* 4:2863-2865.
- Fung AK (1994) *Microwave scattering and emission models and their applications*. Artech House, Norwood. 573 p.
- Fung AK, Li Z & Chen KS (1992) Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* 30(2):356-369.
- Fung AK & Pan GW (1987) A scattering model for perfectly conducting random surfaces i. Model development. *International Journal of Remote Sensing* 8(11):1579-1593.

- García-Plazaola J, Esteban R, Hormaetxe K, Fernández-Marín B & Becerril J (2008) Photoprotective responses of Mediterranean and atlantic trees to the extreme heat-wave of summer 2003 in southwestern Europe. *Trees* 22(3):385-392.
- García-Ruiz JM, Lopez-Moreno JI, Vicente-Serrano SM, Lasanta-Martínez T & Beguería S (2011) Mediterranean water resources in a global change scenario. *Earth-Science Reviews* 105(3–4):121-139.
- Gherboudj I (2004) *Potential de la télédétection radar pour le suivi des conditions hydriques de la plaine du Campidano en Sardaigne*. Université du Québec, Institut National de la Recherche Scientifique, Centre Eau-Terre-Environnement (INRS-ETE).
- GIEC (2012) *Rapport spécial sur la gestion des risques de catastrophes et de phénomènes extrêmes pour les besoins de l'adaptation au changement climatique*. Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat créé par l'Organisation Météorologique Mondiale et le Programme des Nations Unies pour l'Environnement <http://www.un.org/fr/climatechange/ipccreports.shtml> (Consulté le 06/2015).
- Gillies RR, Kustas WP & Humes KS (1997) A verification of the 'triangle' method for obtaining surface soil water content and energy fluxes from remote measurements of the normalized difference vegetation index (NDVI) and surface. *International Journal of Remote Sensing* 18(15):3145-3166.
- Girard M-C & Girard C-M (2010) *Traitement des données de télédétection*. Dunod, Paris. 576 p.
- Gorab A, Zribi M, Baghdadi N, Mougenot B & Chabaane ZL (2015) Potential of x-band TerraSAR-X and COSMO-SkyMed SAR data for the assessment of physical soil parameters. *Remote Sensing* 7(1):747-766.
- Guillotte K, Gherboudj I, Paniconi C, Bernier M, Marrocu M, Dessena M, Botti P, Soddu A, Fanni S, Meloni R, Fantola F & Usai D (2004) Analysis of ASAR imagery for hydrological applications in Sardinia Italy. *Proceedings of the 2004 Envisat and ERS Symposium, SP-572*.
- Hallikainen MT, Ulaby FT, Dobson MC, Elrayes MA & Wu LK (1985) Microwave dielectric behavior of wet soil .1. Empirical-models and experimental-observations. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 23(1):25-34.
- He BB, Xing MF & Bai XJ (2014) A synergistic methodology for soil moisture estimation in an alpine prairie using radar and optical satellite data. *Remote Sensing* 6(11):10966-10985.
- Henderson FM & Lewis AJ (1998) *Principles and applications of imaging radar. Manual of remote sensing, third edition, volume 2*. John Wiley and Sons. 896 p.
- Higuchi A, Hiyama T, Fukuta Y, Suzuki R & Fukushima Y (2007) The behaviour of a surface temperature/vegetation index (TVX) matrix derived from 10-day composite avhrr images over monsoon asia. *Hydrological Processes* 21(9):1157-1166.
- Hingray B, Picouet C & Musy A (2014) *Hydrologie 2; une science pour l'ingénieur*. Presses Polytechniques et Universitaires Romandes. 640 p.

- Holah N, Baghdadi N, Zribi M, Bruand A & King C (2005) Potential of ASAR/ENVISAT for the characterization of soil surface parameters over bare agricultural fields. *Remote Sensing of Environment* 96(1):78-86.
- Hornacek M, Wagner W, Sabel D, Truong HL, Snoeij P, Hahmann T, Diedrich E & Doubkova M (2012) Potential for high resolution systematic global surface soil moisture retrieval via change detection using sentinel-1. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 5(4):1303-1311.
- Houborg R, Rodell M, Li B, Reichle R & Zaitchik BF (2012) Drought indicators based on model-assimilated gravity recovery and climate experiment (grace) terrestrial water storage observations. *Water Resources Research* 48(7):W07525.
- Hsu K, Li J & Sorooshian S (2012) To improve model soil moisture estimation in arid/semi-arid region using in situ and remote sensing information. *Paddy and Water Environment* 10(3):165-173.
- Huang S, Potter C, Crabtree RL, Hager S & Gross P (2010) Fusing optical and radar data to estimate sagebrush, herbaceous, and bare ground cover in yellowstone. *Remote Sensing of Environment* 114(2):251-264.
- IPCC (2007) *Climate change 2007 : Synthesis report, Intergovernmental panel on climate change*. 73 p. https://www.ipcc.ch/pdf/assessment-report/ar4/syr/ar4_syr.pdf
- IPCC (2014) *Climate change 2014: Impacts, adaptation, and vulnerability*. 1820 p. <http://ipcc-wg2.gov/AR5/>
- Jackson TJ, Moran MS & O'Neill PE (2008) Introduction to soil moisture experiments 2004 (smex04) special issue. *Remote Sensing of Environment* 112(2):301-303.
- Jackson TJ, Schmugge J & Engman ET (1996) Remote sensing applications to hydrology: Soil moisture. *Hydrological Sciences Journal-Journal Des Sciences Hydrologiques* 41(4):517-530.
- Jacome A, Bernier M, Chokmani K, Gauthier Y, Poulin J & De Sève D (2013) Monitoring volumetric surface soil moisture content at the La Grande basin boreal wetland by radar multi polarization data. *Remote Sensing* 5(10):4919-4941.
- Jensen JR (2009) *Remote sensing of the environment: An earth resource perspective (2nd edition)*. Pearson Education India. 608 p.
- Jimenez-Munoz JC, Cristobal J, Sobrino JA, Soria G, Ninyerola M & Pons X (2009) Revision of the single-channel algorithm for land surface temperature retrieval from LANDSAT thermal-infrared data. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47(1):339-349.
- Joseph A, vanderVelde R, O'Neill P, Lang R, Su Z & Gish T (2012) Surface roughness parameter uncertainties on radar based soil moisture retrievals. *Microwave Radiometry and Remote Sensing of the Environment, 5-9 March, 2012, Tor Vergata University of Rome*.
- Kim J & Hogue TS (2012) Evaluation and sensitivity testing of a coupled LANDSAT-MODIS downscaling method for land surface temperature and vegetation indices in semi-arid regions. *Journal of Applied Remote Sensing* 6(1).

- Kornelsen KC & Coulibaly P (2013) Advances in soil moisture retrieval from synthetic aperture radar and hydrological applications. *Journal of Hydrology* 476:460-489.
- Kotchi SO (2015) *Estimation et évaluation d'incertitude d'indicateurs agrométéorologiques par télédétection en vue de supporter la lutte phytosanitaire*. PhD Thesis. Université Laval. 448 p.
- Kurucu Y, Sanli FB, Esetlili MT, Bolca M & Goksel C (2009) Contribution of SAR images to determination of surface moisture on the Menemen plain, Turkey. *International Journal of Remote Sensing* 30(7):1805-1817.
- Kwarteng AY, Dobson MC, Kellndorfer J & Williams R (2008) SAR-based land cover classification of kuwait. *International Journal of Remote Sensing* 29(23):6739-6778.
- Kweon SK & Oh Y (2014) Estimation of soil moisture and surface roughness from single-polarized radar data for bare soil surface and comparison with dual- and quad-polarization cases. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 52(7):4056-4064.
- Lakhankar T, Krakauer N & Khanbilvardi R (2009) Applications of microwave remote sensing of soil moisture for agricultural applications. *Int. J. Terraspace Sci. Eng* 2(1):81-91.
- Lambin EF & Ehrlich D (1996) The surface temperature-vegetation index space for land cover and land-cover change analysis. *International Journal of Remote Sensing* 17(3):463-487.
- Larson KM, Small EE, Gutmann ED, Bilich AL, Braun JJ & Zavorotny VU (2008) Use of GPS receivers as a soil moisture network for water cycle studies. *Geophysical Research Letters* 35(24).
- Le Morvan A, Zribi M, Baghdadi N & Chanzy A (2008) Soil moisture profile effect on radar signal measurement. *Sensors* 8(1):256-270.
- Lee J-S & Pottier E (2009) *Polarimetric radar imaging: From basics to applications*. CRC press. 438 p.
- Li XF (2015) The first sentinel-1 SAR image of a typhoon. *Acta Oceanologica Sinica* 34(1):1-2.
- Lievens H & Verhoest NEC (2012) Spatial and temporal soil moisture estimation from RADARSAT-2 imagery over Flevoland, The Netherlands. *Journal of Hydrology* 456-457:44-56.
- Lievens H, Verhoest NEC, De Keyser E, Vernieuwe H, Matgen P, Álvarez-Mozos J & De Baets B (2011) Effective roughness modelling as a tool for soil moisture retrieval from c- and l-band SAR. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 15(1):151-162.
- Lievens H, Vernieuwe H, Alvarez-Mozos J, De Baets B & Verhoest NE (2009) Error in radar-derived soil moisture due to roughness parameterization: An analysis based on synthetic surface profiles. *Sensors (Basel)* 9(2):1067-1093.
- Ludwig R, Roson R, Zografos C & Kallis G (2011) Towards an inter-disciplinary research agenda on climate change, water and security in southern Europe and neighboring countries. *Environmental Science and Policy* 14(7):794-803.
- Manfreda S & Caylor KK (2013) On the vulnerability of water limited ecosystems to climate change. *Water* 5(2):819-833.

- Martin-Neira M, LeVine DM, Kerr Y, Skou N, Peichl M, Camps A, Corbella I, Hallikainen M, Font J, Wu J, Mecklenburg S & Drusch M (2014) Microwave interferometric radiometry in remote sensing: An invited historical review. *Radio Science* 49(6):415-449.
- Marzahn P & Ludwig R (2009) On the derivation of soil surface roughness from multi parametric polsar data and its potential for hydrological modeling. *Hydrology and Earth System Sciences* 13(3):381.
- McNairn H & Brisco B (2004) The application of C-band polarimetric SAR for agriculture: A review. *Canadian Journal of Remote Sensing* 30(3):525-542.
- Moisan Y, Bernier M & Dubois JMM (1999) Detection of changes in a series of multitemporal ERS-1 images by principal components analysis. *International Journal of Remote Sensing* 20(6):1149-1167.
- Montandon LM & Small EE (2008) The impact of soil reflectance on the quantification of the green vegetation fraction from NDVI. *Remote Sensing of Environment* 112(4):1835-1845.
- Moran MS, Peters-Lidard CD, Watts JM & McElroy S (2004) Estimating soil moisture at the watershed scale with satellite-based radar and land surface models. *Canadian Journal of Remote Sensing* 30(5):805-826.
- Motroni A & Canu S (2005) Climate indicators for assessing sensitive areas to drought and desertification in Sardinia (Italy). *Conference on Climatic Analysis and Mapping for Agriculture* (Bologna, Italy, 14-17 June).
- Mueller B, Hirschi M & Seneviratne SI (2011) New diagnostic estimates of variations in terrestrial water storage based on era-interim data. *Hydrological Processes* 25(7):996-1008.
- Narvekar PS, Entekhabi D, Kim SB & Njoku EG (2015) Soil moisture retrieval using l-band radar observations. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 53(6):3492-3506.
- NASA (2012) *Aster, advanced spaceborne thermal emission and reflection*. <http://asterweb.jpl.nasa.gov/> (Consulté le 05/2015).
- NASA (2013) *Landsat 8*. http://www.nasa.gov/mission_pages/landsat/main/ (Consulté le 05/2015).
- Natali S, Pellegrini L, Rossi G, Giordano L, Iannetta M, Schino G, Marini A & Nabil G (2009) Estimating soil moisture using optical and radar satellite remote sensing data. *Desertification and risk analysis using high and medium resolution satellite data*, Springer. p 105-116.
- Nearing GS, Moran MS, Thorp KR, Collins CDH & Slack DC (2010) Likelihood parameter estimation for calibrating a soil moisture model using radar bakscatter. *Remote Sensing of Environment* 114(11):2564-2574.
- Nemani R, Pierce L, Running S & Goward S (1993) Developing satellite-derived estimates of surface moisture status. *Journal of Applied Meteorology* 32(3):548-557.

- Niang M, Bernier M, Nolin MC, Ka O & Liu J (2006) *Approche quantitative pour la prédiction et la cartographie du drainage des sols par l'intégration de données aster et RADARSAT-1*. Université du Québec; INRS Eau, terre et environnement, Québec, Canada. 57 p.
- Niu G-Y, Paniconi C, Troch PA, Scott RL, Durcik M, Zeng X, Huxman T & Goodrich DC (2014a) An integrated modelling framework of catchment- scale ecohydrological processes: 1. Model description and tests over an energy- limited watershed. *Ecohydrology* 7(2):427-439.
- Niu G-Y, Troch PA, Paniconi C, Scott RL, Durcik M, Zeng X, Huxman T, Goodrich D & Pelletier J (2014b) An integrated modelling framework of catchment- scale ecohydrological processes: 2. The role of water subsidy by overland flow on vegetation dynamics in a semi- arid catchment. *Ecohydrology* 7(2):815-827.
- NRCAN (2014) *Le spectre électromagnétique*. Ressources Naturelles Canada, Gouvernement du Canada, <http://www.rncan.gc.ca/node/14624> (Consulté le 06/2015).
- Obade VD & Lal R (2013) Assessing land cover and soil quality by remote sensing and geographical information systems (GIS). *Catena* 104:77-92.
- Ochsner TE, Cosh MH, Cuenca RH, Dorigo WA, Draper CS, Hagimoto Y, Kerr YH, Larson KM, Njoku EG, Small EE & Zreda M (2013) State of the art in large-scale soil moisture monitoring. *Soil Science Society of America Journal* 77(6):1888-1919.
- Oh Y (2004) Quantitative retrieval of soil moisture content and surface roughness from multipolarized radar observations of bare soil surfaces. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 42(3):596-601.
- Oh Y, Sarabandi K & Ulaby FT (1992) An empirical-model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 30(2):370-381.
- Oh YS, Sarabandi K & Ulaby FT (1994) An inversion algorithm for retrieving soil-moisture and surface-roughness from polarimetric radar observation. *IGARSS International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Volumes 1-4: Surface and Atmospheric Remote Sensing: Technologies, Data Analysis and Interpretation:1582-1584.
- Olesen JE, Trnka M, Kersebaum KC, Skjelvåg AO, Seguin B, Peltonen-Sainio P, Rossi F, Kozyra J & Micalle F (2011) Impacts and adaptation of european crop production systems to climate change. *European Journal of Agronomy* 34(2):96-112.
- Orlowsky B & Seneviratne SI (2013) Elusive drought: Uncertainty in observed trends and short- and long-term cmip5 projections. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 17(5):525-542.
- Paloscia S, Pettinato S, Santi E, Notarnicola C, Pasolli L & Reppucci A (2013) Soil moisture mapping using sentinel-1 images: Algorithm and preliminary validation. *Remote Sensing of Environment* 134:234-248.
- Parinussa RM, Meesters AG, Liu YY, Dorigo W, Wagner W & de Jeu RA (2011) Error estimates for near-real-time satellite soil moisture as derived from the land parameter retrieval model. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE* 8(4):779-783.
- Park S-E (2011) A perspective on radar remote sensing of soil moisture. *Korean Journal of Remote Sensing* 27(6):761-771.

- Petropoulos G, Carlson T, Wooster M & Islam S (2009) A review of Ts/VI remote sensing based methods for the retrieval of land surface energy fluxes and soil surface moisture. *Progress in Physical Geography* 33(2):224-250.
- Pierdicca N, Pulvirenti L & Pace G (2014) A prototype software package to retrieve soil moisture from sentinel-1 data by using a bayesian multitemporal algorithm. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 7(1):153-166.
- Pietroniro A & Leconte R (2000) A review of Canadian remote sensing applications in hydrology, 1995–1999. *Hydrological Processes* 14:1641-1666.
- Pietroniro A & Leconte R (2005) A review of Canadian remote sensing and hydrology, 1999-2003. *Hydrological Processes* 19(1):285-301.
- Polidori L (1997) *Cartographie radar*. Gordon and Breach Science Publishers, Amsterdam, Pays-Bas. 304 p.
- Prakash R, Singh D & Pathak NP (2012) A fusion approach to retrieve soil moisture with SAR and optical data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 5(1):196-206.
- Prudhomme C, Giuntoli I, Robinson EL, Clark DB, Arnell NW, Dankers R, Fekete BM, Franssen W, Gerten D, Gosling SN, Hagemann S, Hannah DM, Kim H, Masaki Y, Satoh Y, Stacke T, Wada Y & Wisser D (2014) Hydrological droughts in the 21st century, hotspots and uncertainties from a global multimodel ensemble experiment. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 111(9):3262-3267.
- Pungetti G (1995) Anthropological approach to agricultural landscape history in Sardinia. *Landscape and Urban Planning* 31(1-3):47-56.
- Rahman MM, Moran MS, Thoma DP, Bryant R, Holifield Collins CD, Jackson T, Orr BJ & Tischler M (2008) Mapping surface roughness and soil moisture using multi-angle radar imagery without ancillary data. *Remote Sensing of Environment* 112(2):391-402.
- Rao RGS & Ulaby FT (1977) Optimal spatial sampling techniques for ground truth data in microwave remote-sensing of soil-moisture. *Remote Sensing of Environment* 6(4):289-301.
- Rast M, Johannessen J & Mauser W (2014) Review of understanding of earth's hydrological cycle: Observations, theory and modelling. *Surveys in Geophysics* 35(3):491-513.
- Ratté-Fortin C (2014) *Développement d'une méthode d'évaluation de l'impact de pratiques de gestion bénéfiques sur les flux de contaminants agricoles : Cas du micro-bassin versant d'intervention du bras d'henri, québec, canada*. maîtrise en sciences. Université du Québec; Institut National de la Recherche Scientifique, Québec. 200 p.
- Remond A, Beaudoin A & King C (1999) SAR imagery to estimate roughness parameters when modelling runoff risk. *International Journal of Remote Sensing* 20(13):2613-2625.
- Reville A, Sus O, Barrett B & Williams M (2013) Carbon cycling of european croplands: A framework for the assimilation of optical and microwave earth observation data. *Remote Sensing of Environment* 137:84-93.
- Roberge M-E (2007) *When and how does diversity increase group performance?: A theoretical model followed by an experimental study*. PhD Thesis. Ohio State University. 175 p.

- Ruxton GD (2006) The unequal variance t-test is an underused alternative to student's t-test and the mann–whitney u test. *Behavioral Ecology* 17(4):688-690.
- Sandholt I, Rasmussen K & Andersen J (2002) A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. *Remote Sensing of Environment* 79(2-3):213-224.
- Sanli FB, Kurucu Y, Esetlili MT & Abdikan S (2008) Soil moisture estimation from radarsat-1, ASAR and PALSAR data in agricultural fields of Menemen Plane of Western Turkey. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 21st International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (Beijing, China)* 37(1):75-82.
- Sano EE, Huete AR, Troufleau D, Moran MS & Vidal A (1998a) Relation between ERS-1 synthetic aperture radar data and measurements of surface roughness and moisture content of rocky soils in a semiarid rangeland. *Water Resources Research* 34(6):1491-1498.
- Sano EE, Moran MS, Huete AR & Miura T (1998b) C- and multiangle ku-band synthetic aperture radar data for bare soil moisture estimation in agricultural areas. *Remote Sensing of Environment* 64(1):77-90.
- Seneviratne SI, Corti T, Davin EL, Hirschi M, Jaeger EB, Lehner I, Orlowsky B & Teuling AJ (2010) Investigating soil moisture-climate interactions in a changing climate: A review. *Earth-Science Reviews* 99(3-4):125-161.
- Shi J, Du Y, Du J, Jiang L, Chai L, Mao K, Xu P, Ni W, Xiong C, Liu Q, Liu C, Guo P, Cui Q, Li Y, Chen J, Wang A, Luo H & Wang Y (2012) Progresses on microwave remote sensing of land surface parameters. *Science China-Earth Sciences* 55(7):1052-1078.
- Shoshany M, Goldshleger N & Chudnovsky A (2013) Monitoring of agricultural soil degradation by remote-sensing methods: A review. *International Journal of Remote Sensing* 34(17):6152-6181.
- Skovlund E & Fenstad GU (2001) Should we always choose a nonparametric test when comparing two apparently nonnormal distributions? *Journal of clinical epidemiology* 54(1):86-92.
- Sobrino JA, Jimenez-Munoz JC & Paolini L (2004) Land surface temperature retrieval from LANDSAT TM 5. *Remote Sensing of Environment* 90(4):434-440.
- Srivastava HS, Patel P, Sharma Y & Navalgund RR (2009) Large-area soil moisture estimation using multi-incidence-angle RADARSAT-1 SAR data. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47(8):2528-2535.
- Sulis M, Paniconi C & Camporese M (2011) Impact of grid resolution on the integrated and distributed response of a coupled surface-subsurface hydrological model for the des Anglais catchment, Quebec. *Hydrological Processes* 25(12):1853-1865.
- Susan Moran M, Hymer DC, Qi J & Sano EE (2000) Soil moisture evaluation using multi-temporal synthetic aperture radar (SAR) in semiarid rangeland. *Agricultural and Forest Meteorology* 105(1-3):69-80.

- Svoray T & Shoshany M (2004) Multi-scale analysis of intrinsic soil factors from SAR-based mapping of drying rates. *Remote Sensing of Environment* 92(2):233-246.
- Tan K, Lim H, MatJafri M & Abdullah K (2010) Land surface temperature retrieval by using atcor3_t and normalized difference vegetation index methods in penang island. *American Journal of Applied Sciences* 7(5):717-723.
- Tsan M, Schmugge TJ & Jackson TJ (1984) Calculations of radar backscattering coefficient of vegetation-covered soils. *Remote Sensing of Environment* 15(2):119-133.
- Ulaby FT, Dubois PC & vanZyl J (1996) Radar mapping of surface soil moisture. *Journal of Hydrology* 184(1-2):57-84.
- Ulaby FT & Long DG (2014) *Microwave radar and radiometric remote sensing*. The University of Michigan Press, United States of America. 984 p.
- Ulaby FT, Moore RK & Fung AK (1982) *Microwave remote sensing: Active and passive. Volume 2: Radar remote sensing and surface scattering and emission theory*. Artech House, Norwood, Mass. 624 p.
- Ulaby FT, Moore RK & Fung AK (1986) *Microwave remote sensing: Active and passive. Volume 3: From theory to applications*. Artech House, Norwood, Mass. 1116 p.
- USDA (1987) *Soil mechanics level 1; module 3 - USDA textural soil classification; study guide*. Soil Conservation Service United States Department of Agriculture. 48 p.
- USDA (2013) *Simplified guide to soil taxonomy by soil survey staff*. USDA-Natural Resources Conservation Service, National Soil Survey Center, Lincoln, NE. 289 p.
- USDA (2014a) *Keys to soil taxonomy by soil survey staff. Twelfth edition*. USDA-Natural Resources Conservation Service, National Soil Survey Center, Lincoln, NE. 360 p.
- USDA (2014b) *Soil textural triangle*. National Resources Conservation Service / Soils, http://www.nrcs.usda.gov/wps/portal/nrcs/detail/soils/edu/kthru6/?cid=nracs142p2_054311 (Consulté le 06/2014).
- USGS (2014a) *Landsat 8*. <http://landsat.usgs.gov/landsat8.php> (Consulté le 06/2015).
- USGS (2014b) *Landsat tm5 history*. http://landsat.usgs.gov/about_landsat5.php (Consulté le 06/2015).
- UVED (2008) *Envcal - suivi de l'environnement par télédétection*. <http://e-cours.univ-paris1.fr/modules/uvcal/envcal/html/vegetation/indices/principe.html> (Consulté le 05/2015).
- Vacca A, Loddo S, Melis MT, Funedda A, Puddu R, Verona M, Fanni S, Fantola F, Madrau S, Marrone VA, Serra G, Tore C, Manca D, Pasci S, Puddu MR & Schirru P (2014) A GIS based method for soil mapping in Sardinia, Italy: A geomatic approach. *Journal of Environmental Management* 138(0):87-96.
- Verhoest NEC, Lievens H, Wagner W, Álvarez-Mozos J, Moran MS & Mattia F (2008) On the soil roughness parameterization problem in soil moisture retrieval of bare surfaces from synthetic aperture radar. *Sensors* 8(7):4213-4248.

- Wagner, Blöschl G, Pampaloni P, Calvet J-C, Bizzarri B, Wigneron J-P & Kerr Y (2007) Operational readiness of microwave remote sensing of soil moisture for hydrologic applications. *Nordic Hydrology* 38(1):1.
- Wagner W & Pathe C (2004) Has SAR failed in soil moisture retrieval? *Proc. of the ENVISAT & ERS Symposium, Salzburg, Austria (6-10 september 2004)*:ESA SP-572, April 2004.
- Wagner W, Sabel D, Doubkova M, Hornacek M, Schlaffer S, Bartsch A & Ieee (2012) Prospects of sentinel-1 for land applications. *2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*:1741-1744.
- Wagner W, Verhoest NEC, Ludwig R & Tedesco M (2009) Editorial 'remote sensing in hydrological sciences'. *Hydrology and Earth System Sciences* 13(6):813-817.
- Walker JP, Houser PR & Willgoose GR (2004) Active microwave remote sensing for soil moisture measurement: A field evaluation using ERS-2. *Hydrological Processes* 18(11):1975-1997.
- Wang CZ, Qi JG, Moran S & Marsett R (2004) Soil moisture estimation in a semiarid rangeland using ERS-2 and TM imagery. *Remote Sensing of Environment* 90(2):178-189.
- Wang L & Qu JJ (2007) Nmdi: A normalized multi-band drought index for monitoring soil and vegetation moisture with satellite remote sensing. *Geophysical Research Letters* 34(20).
- Wang L & Qu JJ (2009) Satellite remote sensing applications for surface soil moisture monitoring: A review. *Frontiers of Earth Science in China* 3(2):237-247.
- Wang W, Huang D, Wang XG, Liu YR & Zhou F (2011) Estimation of soil moisture using trapezoidal relationship between remotely sensed land surface temperature and vegetation index. *Hydrology and Earth System Sciences* 15(5):1699-1712.
- Weng Q, Lu D & Schubring J (2004) Estimation of land surface temperature–vegetation abundance relationship for urban heat island studies. *Remote Sensing of Environment* 89(4):467-483.
- Willgoose GR, Chen M, Cohen S, Saco PM & Hancock GR (2013) A spatial scaling relationship for soil moisture in a semiarid landscape, using spatial scaling relationships for pedology. *Abstract #H31M-06, American Geophysical Union (San Francisco, december 15-19)*.
- WorldBank (2014) *Turn down the heat: Confronting the new climate normal*. License: Creative Commons Attribution—NonCommercial—NoDerivatives 3.0 IGO (CC BY-NC-ND 3.0 IGO), Washington, DC: World Bank. 275 p. http://www-wds.worldbank.org/external/default/WDSContentServer/WDSP/IB/2014/11/20/000406484_20141120090713/Rendered/PDF/927040v20WP00O0ull0Report000English.pdf
- Wu T-D, Chen K-S, Shi J, Lee H-W & Fung AK (2008) A study of an AIEM model for bistatic scattering from randomly rough surfaces. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* 46(9):2584-2598.

- Xin JF, Tian GL, Liu QH & Chen LF (2006) Combining vegetation index and remotely sensed temperature for estimation of soil moisture in china. *International Journal of Remote Sensing* 27(9-10):2071-2075.
- Xu D & Guo X (2013) A study of soil line simulation from landsat images in mixed grassland. *Remote Sensing* 5(9):4533-4550.
- Yaalon DH (1997) Soils in the Mediterranean region: What makes them different? *Catena* 28(3-4):157-169.
- Yu F, Li HT, Zhang CM, Wen XF, Gu HY, Han YS & Lu XJ (2014) Data assimilation on soil moisture content based on multi-source remote sensing and hydrologic model. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* 33(6):602-607.
- Zhang F, Zhang LW, Shi JJ & Huang JF (2014) Soil moisture monitoring based on land surface temperature-vegetation index space derived from MODIS data. *Pedosphere* 24(4):450-460.
- Zhang T, Wen J, Su Z, van der Velde R, Timmermans J, Liu R, Liu Y & Li Z (2009) Soil moisture mapping over the Chinese Loess Plateau using ENVISAT/ASAR data. *Advances in Space Research* 43(7):1111-1117.
- Zimmerman DW & Zumbo BD (1993) Rank transformations and the power of the student t test and welch t'test for non-normal populations with unequal variances. *Canadian Journal of Experimental Psychology/Revue canadienne de psychologie expérimentale* 47(3):523.
- Zribi M, Chahbi A, Shabou M, Lili-Chabaane Z, Duchemin B, Baghdadi N, Amri R & Chehbouni A (2011) Soil surface moisture estimation over a semi-arid region using ENVISAT ASAR radar data for soil evaporation evaluation. *Hydrology and Earth System Sciences* 15(1):345-358.
- Zribi M, Gorraeb A, Baghdadi N, Lili-Chabaane Z & Mougenot B (2014) Influence of radar frequency on the relationship between bare surface soil moisture vertical profile and radar backscatter. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE* 11(4):848-852.

ANNEXE A : CARTE PÉDOLOGIQUE DE LA SARDAIGNE

Cette carte a dû être retirée de la version électronique en raison de restrictions liées au droit d'auteur.

ANNEXE B : ARTICLE PUBLIÉ EN AOÛT 2015: *REMOTE SENSING FOR MAPPING SOIL MOISTURE AND DRAINAGE POTENTIAL IN SEMI-ARID REGIONS: APPLICATIONS TO THE CAMPIDANO PLAIN OF SARDINIA, ITALY*
(SCIENCE OF THE TOTAL ENVIRONMENT)

Cet article a dû être retiré de la version électronique en raison de restrictions liées au droit d'auteur.
Vous pouvez le consulter à l'adresse suivante :
DOI : [10.1016/j.scitotenv.2015.07.068](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2015.07.068)

